

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
CENTRO DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO

LOUSANNE CAVALCANTI BARROS RESENDE

**UM MODELO PARA AVALIAÇÃO DE RISCO EM UMA COOPERATIVA DE
CRÉDITO: um estudo de caso do Sicoob Nossacoop**

Belo Horizonte

2014

Loussanne Cavalcanti Barros Resende

**UM MODELO PARA AVALIAÇÃO DE RISCO EM UMA COOPERATIVA DE
CRÉDITO: um estudo de caso do Sicoob Nossacoop**

Tese apresentada ao Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção do título de Doutor em Administração.

Área de concentração: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci

Co-Orientador: Prof. Dr. Hudson Fernandes Amaral

Belo Horizonte
2014

AGRADECIMENTOS

Neste momento, realmente só tenho a agradecer a Deus; e, como tenho que agradecer! Primeiramente, agradeço pela minha vida, por estar sempre presente em momentos difíceis, por ser meu amigo e me ouvir, por acalmar meu coração e permitir que, depois de tantas dificuldades, eu possa concretizar um sonho.

Mas, não poderia deixar de registrar a participação de várias pessoas que, também, contribuíram para que essa trajetória pudesse ser concretizada.

Ao Prof. Luiz Alberto Bertucci, meu orientador, por aceitar participar dessa caminhada e permitir que esse sonho fosse realizado.

Ao Prof. Hudson Fernandes Amaral, meu co-orientador, por não permitir que eu desistisse do Doutorado e por acreditar em mim. Agradeço pelas palavras de apoio, pelo carinho e pela disposição em me ajudar sempre.

À minha mãe, Vanda Cavalcanti, sempre presente. Obrigada pelos ensinamentos, pela dedicação, educação e pelas orações. É muito importante poder compartilhar esse momento com você.

Aos meus irmãos, Hernani Cunha Barros Cavalcanti e Veruska Cavalcanti Barros, e à minha cunhada Lídia Tavares Cavalcanti, que, mesmo morando longe, estavam sempre torcendo por mim, acreditando que, no final, tudo ia dar certo. À minha irmã Sabrina, minha amiga e confidente, próxima doutora da família. Agradeço por me ouvir, pelas orações e por estar disposta sempre a me ajudar. A vocês, o meu Muito Obrigada!

Ao Aguiar Resende de Oliveira, pelo incentivo para iniciar essa trajetória e pela paciência, pois, em muitos momentos, tive que abdicar de sua companhia para estudar.

Ao Prof. Alfredo Alves de Oliveira Melo, Diretor Presidente do Sicoob Nossacoop, por permitir que este estudo fosse realizado na forma de estudo de caso. Agradeço pelos momentos que trabalhamos juntos nesta instituição.

Ao Prof. Poueri do Carmo Mário, pelas cobranças quanto à minha defesa. Agradeço por estar sempre presente.

À Rosaura de Castro Alves, minha amiga, pelas orações, por me ouvir, por fazer parte da minha vida e por disponibilizar todo material solicitado em tempo hábil. Obrigada por tudo.

Aos funcionários, do Sicoob Nossacoop, Marcos Francisco Gomes, Gerente de Crédito; Vanderléia de Almeida, Gerente de Retaguarda e Olavo Nascimento, Controle Interno, pelo companheirismo durante minha trajetória no Sicoob Nossacoop, pela atenção e carinho em organizar os materiais solicitados nesse período.

Às queridas amigas Érika Martins Lage e Fernanda Cândida, pelo apoio constante nesse período e por me receberem, sempre, com um sorriso no rosto.

À Profa. Ester Eliane Jeunon, pelas palavras de apoio, pela amizade e por acreditar que fosse possível a concretização desse sonho.

Ao Flávio Aleixo, funcionário da Faculdade Novos Horizontes, pelas palavras de carinho em momentos difíceis da minha vida.

A todos aqueles, que neste momento de emoção, não foi consegui nominá-los.

A todos vocês, o meu Muito Obrigada!

RESUMO

Uma estratégia muito utilizada e vista como forma de fortalecimento do setor de cooperativismo de crédito tem sido o processo de incorporação, que ocorreram, basicamente, em momentos em que as entidades não conseguiam apresentar condições financeiras para conduzir seu negócio. A gestão do risco de crédito nesse ambiente ainda é muito tradicional, se restringindo, muitas vezes, à utilização dos 5c's do crédito – Caráter, Capacidade, Condição, Capital e o Colateral. Entretanto, para que as cooperativas de crédito possam realmente atender às necessidades financeiras da comunidade, ou especificamente de seus cooperados, é importante que também apresentem estrutura financeira sólida, com baixos riscos de insolvência. O objetivo deste estudo foi desenvolver um modelo para avaliação de risco de cooperados das cooperativas de crédito, utilizando a cooperativa Sicoob Nossacoop, como estudo de caso. Para desenvolvimento do trabalho, considerando as etapas de elaboração de um modelo *credit scoring*, utilizou-se o modelo de Regressão Logística, para uma base de dados de 5.884 contratos em aberto, até dezembro de 2012. Para avaliar a qualidade de ajuste do modelo foram utilizados os testes de Hosmer e Lemeshow e *Qui-quadrado*. Ambos apresentaram resultados satisfatórios. Das 38 variáveis independentes disponíveis e testadas no modelo, foram incluídas 7 além da constante, pelo método *foward stepwise*: a) quantidade de anos trabalhados; b) recebe salário pela cooperativa; c) saldo devedor; d) tipo de produto contratado; e) quantidade de parcelas; f) tempo como cliente, e f) faixa salarial. Para validar os resultados foram utilizadas as análises de contingência das previsões, Curva ROC e Teste de Kolmogorov-Smirnov. Para a Curva ROC, a área sob a curva correspondeu ao valor de 0,7, demonstrando um aceitável poder de discriminação. E, por fim, o teste de Kolmogorov-Smirnov apresentou uma estatística de KS de 29%, ou seja, o modelo escolhido apresentou uma discriminação aceitável aproximada de uma boa discriminação. Diante dos resultados apresentados, acredita-se que este estudo contribuiu para a discussão sobre risco de crédito para o Sicoob Nossacoop. Devido ao porte da cooperativa, se compararmos aos grandes bancos comerciais, é possível perceber os julgamentos baseados nos 5C's do crédito, geraram resultados positivos. Todavia, em momentos de expansão, diretriz proposta por um planejamento estratégico, acredita-se que a utilização de um modelo para avaliação de risco poderá contribuir, ainda mais, no processo de tomada de decisão.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Credit Scoring, Regressão Logística

ABSTRACT

One of strategy widely used and viewed as a way to strengthen of the credit cooperativism sector has been the incorporation process, which occurred basically in moments under which entities could not present financial conditions to conduct your own business. The management of credit risk in this environment is still very traditional, restricting itself many times in the use of the 5c's of credit - Character, Capacity, Condition, Capital and Collateral. However, to ensure that the credit cooperatives can really serve the financial needs of the community, or specifically of its members, it is important that also provide solid financial structure, with low risk of insolvency. The aim of this study was to develop an model for risk assessment of credit cooperatives, using the cooperative Sicoob Nossacoop as a case study. For the development of this work, considering the steps developing of a *credit scoring* model, it was used the Logistic Regression model to a database of 5.884 outstanding contracts, until December 2012. To evaluate the quality of fit of the model were used the Hosmer and Lemeshow Test and *Chi-square*. Both showed satisfactory results. Of the 38 independent variables available and tested in the model, were included 7 beyond to the constant, by *forward stepwise* method: a) number of years worked; b) receive salary by the cooperative; (c) debit balance; (d) the type of product contracted; e) the amount of parcels; (f) time as customer, and f) salary range. To validate the results analysis were used contingency of forecasts, ROC Curve and Kolmogorov-Smirnov Test. For the ROC Curve, the area under the curve corresponded to a value of 0,7, demonstrating an acceptable power of discrimination. Finally, the Kolmogorov-Smirnov test showed a statistical KS of 29%, ie, the chosen model presented an acceptable discrimination approximate of a good discrimination. Considering the results presented, it is believed that this study has contributed to the discussion about credit risk for the Sicoob Nossacoop. Because of the size of the cooperative, if compared to the large commercial banks, it is possible to realize that the trials based on 5C's of credit, generated positive results. However, in times of expansion, guideline proposal by a strategic planning, it is believed that the use of a model for risk assessment can contribute even more in the decision-making process.

Keywords: Credit Risk, Credit Scoring, Logistic Regression

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Matriz de Risco do Monitoramento on line.....	51
Tabela 2 – Percentual de ponderação referente ao PR da Cooperativa.....	60
Tabela 3 – Alçada competente para operações de Crédito	60
Tabela 4 – Enquadramento dos Níveis de Risco	66
Tabela 5 – Distribuição de Produto e Modalidades dos Contratos.....	67
Tabela 6 – Comparação de dados completos e ausentes	68
Tabela 7 – Tarifas dos produtos e serviços dos principais Bancos Comerciais.....	70
Tabela 8 – Tarifas dos produtos e serviços de cooperativas de crédito.....	71
Tabela 9 – Divisão da amostra por etapa de trabalho	74
Tabela 10 – Variáveis sociodemográficas	76
Tabela 11 – Variáveis categorizada FAIXA ETÁRIA.....	76
Tabela 12 – Variáveis categorizada ANOS_TRAB_CAT	77
Tabela 13 – Variáveis categorizada SAL_CAT	77
Tabela 14 – Classe Social baseada em Salários Mínimos	78
Tabela 15 – Variáveis financeiras	79
Tabela 16 – Variáveis categorizada QTD_PARC_CAT	79
Tabela 17 – Enquadramento dos Níveis de Risco	80
Tabela 18 – Variáveis categorizada SD_DEV_CAT	80
Tabela 19 – Variáveis de relacionamento com a Instituição.....	81
Tabela 20 – Variáveis categorizada ANO_CLIENTE_CAT	82
Tabela 21 – Nível de discriminação do Teste KS	93
Tabela 22 – Descrição de pontos de cortes proposto por Horner e Lemeshow (2000)	94
Tabela 23 – Estatísticas descritivas variáveis contínuas sociodemográficas	96
Tabela 24 – Descrição da variável SALÁRIO, por faixa e por Grupo	96
Tabela 25 – Descrição da carteira de Prejuízo.....	103
Tabela 26 – Estatísticas descritivas das variáveis financeiras	103
Tabela 27 – Estatísticas descritivas das variáveis de relacionamento.....	108
Tabela 28 – Resumo descritivo das variáveis categóricas sociodemográficas.....	110
Tabela 29 – Resumo descritivo das variáveis categóricas de relacionamento com a instituição	110
Tabela 30 – Resumo descritivo das variáveis categóricas financeiras.....	111
Tabela 31 – Correlação de Spearman das variáveis.....	112

Tabela 32 – Variáveis na equação	113
Tabela 33 – Classificação final observada	114
Tabela 34 – Modelo de Regressão Logística e estatísticas.....	116
Tabela 35 – Faixa de referência variáveis categóricas	118
Tabela 36 – Teste de Hosmer e Lemeshow	119
Tabela 37 – Detalhamento tabela contingência Teste Hosmer e Lemeshow.....	120
Tabela 38 –Contingência das previsões realizadas para modelo de Calibração	121
Tabela 39 –Resultados das medidas do modelo ajustado de Calibração	122
Tabela 40 – Descrição do ponto de corte pela Curva ROC.....	123
Tabela 41 –Resultados Curva ROC	124
Tabela 42 –Resultados Teste de Kolmogorov-Smirnov – KS	125
Tabela 43 –Nível de discriminação pelo Teste de Kolmogorov-Smirnov – KS.....	125
Tabela 44 –Contingência das previsões realizadas para modelo de Validação	126
Tabela 45 –Resultados das medidas do modelo ajustado de Validação	127
Tabela 46 –Resumo da faixa de probabilidade para modelo de Validação	127

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Os 5 C's do Crédito.....	20
Figura 2 – O relacionamento entre x , $F(x)$ e $G(F(x))$	31
Figura 3 – ClassificationTree	35
Figura 4 – Estrutura da Rede Neural.....	37
Figura 5 – Modelo de um neurônio artificial	39
Figura 6 – A Multiplayer Perceptron	40
Figura 7 – Modelo Organizacional do Sicoob.....	49
Figura 8 – Modelo organizacional do Sicoob Nossacoop.....	54
Figura 9 – Composição das Receitas com serviços (%)	69
Figura 10 – Região Metropolitana de Belo Horizonte.....	78
Figura 11 – Estrutura do modelo de Calibração	94
Figura 12 – Estrutura do modelo de Validação.....	95
Figura 13 – Faixa etária cooperados	97
Figura 14 – Estado civil do cooperado.....	98
Figura 15 – Classe social dos cooperados.....	99
Figura 16 – Modalidade de Crédito Pessoal realizado pelo cooperado	100
Figura 17 – Risco dos contratos	102
Figura 18 – Avaliação do Cheque-Especial.....	104
Figura 19 – Liberação de Cheque especial.....	105
Figura 20 – Proporção produtos de crédito	107
Figura 21 – Unidade Seccional do cooperado	108
Figura 22 – Capitalização Continuada	109
Figura 23 – Média tempo como cooperado.....	110
Figura 24 – Variáveis significativas para o modelo de Calibração	115
Figura 25 – Gráfico da Curva ROC	123

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
2	REFERENCIAL TEORICO	19
2.1	Risco de Crédito	19
2.2	Métodos estatísticos que estimam o Risco de Crédito	22
2.2.1	Análise Discriminante	22
2.2.2	Regressão Logística	27
2.2.3	Modelos de simulação	29
2.2.4	Modelos não paramétricos	34
2.3	Características importantes dos modelos <i>Credit Scoring</i>	44
3	ESTUDO DE CASO – SICOOB NOSSACOOB	48
3.1	Sistema Sicoob	48
3.2	Sicoob Central Cecremge	50
3.3	Sicoob Nossacoop	52
3.3.1	Trajectoria	52
3.3.2	Política de crédito	55
4	ASPECTOS METODOLÓGICOS	63
4.1	Tipo de Pesquisa	63
4.2	Unidade de análise	64
4.3	Instrumento para coleta de Dados – Base de dados	64
4.4	Objetivo e finalidade do Modelo de <i>Credit Scoring</i>	65
4.5	Planejamento e definições do Modelo de <i>Credit Scoring</i>	67
4.5.1	Definição de cooperados adimplentes e inadimplentes para o Sicoob Nossacoop	68
4.5.2	Seleção da amostra representativa da base histórica de cooperados	73
4.5.3	Preparação da base e variáveis utilizadas no modelo	74
4.5.4	Análise descritiva	82
4.5.5	Definição da técnica para elaboração do modelo	83
4.5.6	Desenvolvimento modelo para avaliação do risco	86
4.5.7	Avaliação do melhor modelo	94
4	ANÁLISE DOS DADOS	96
4.1	Análise Descritiva dos dados	96
4.1.1	Variáveis sociodemográficas	96
4.1.2	Variáveis financeiras	99
4.1.3	Variáveis de relacionamento com a cooperativa	107
4.2	Desenvolvimento do modelo de avaliação de risco – Calibração	111
4.2.1	Normalidade e multicolinearidade	111

4.2.2	Definição das variáveis e teste de significância	113
4.2.3	Qualidade do ajuste do modelo	119
4.2.4	Qualidade preditiva do modelo	120
4.3	Validação do modelo de risco de crédito.....	126
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	128
	REFERÊNCIAS	133
	APÊNDICE	145

1 INTRODUÇÃO

O setor creditício tem um papel importante no crescimento econômico de um País. Ao estimular o consumo, reflexo da disponibilidade do crédito, por exemplo, seja na aquisição de moradia ou de bens duráveis, o setor produtivo, para atender à demanda, passa a fabricar mais bens. Por outro lado, uma desaceleração do nível de crédito também pode sugerir cenários de mudanças econômicas como aumento das taxas de juros.

Em termos econômicos, é possível verificar que o aumento do volume de crédito no mercado atua diretamente no comportamento do Produto Interno Bruto – PIB, que representa a soma de todos os bens e serviços produzidos no País. Na última década, as operações de crédito, no mercado brasileiro, apresentaram crescimento acentuado. De acordo com o relatório de ANEFAC – Associação Nacional dos Executivos de Finanças, Administração e Contabilidade, disponibilizado em 2013, no período de 2003 a 2013, o volume de crédito aumentou 563,8%.

A relação de volume de crédito pelo PIB, por exemplo, indicador mensurado pelo Banco Central do Brasil – BACEN, registrou 24,6% em 2003, e fechou 2013 com 56,5%; significando um aumento de 129,67%. Esses percentuais, apesar de bem significativos, ainda são inferiores às taxas encontradas em economias mais maduras e até mesmo em economias de outros países em desenvolvimento, como China e África do Sul (SBICCA, FLORIANI e JUK, 2012).

De acordo com a ANEFAC (2013), o aumento da demanda de crédito foi maior entre os consumidores pessoas físicas, passando de R\$82,5 bilhões para R\$715,1 bilhões na última década, o que representa um aumento de 766,7%. Mesmo diante desses cenários, o ano de 2013 já indicava algumas mudanças no comportamento da população, já que esta demanda, segundo Serasa (2013), apresentou o menor percentual de crescimento dos últimos 7 anos. E, há expectativa de que este cenário deve permanecer para o ano de 2014. Essa desaceleração da demanda por crédito pode estar relacionada com atual política monetária brasileira, pela alta de juros ou até mesmo pela prudência do consumidor.

A expansão do crédito traz discussões importantes quanto às consequências para a economia do país, como a inflação e o endividamento da população. Uma compreensão das origens das diversas crises financeiras tem sido prioridade para pesquisadores e estudiosos de políticas econômicas. O crescimento excessivo do crédito pode ser considerado fator que contribui nesse

contexto (LANE e McQUADE, 2014).

Para controlar a expansão do crédito e não despertar a inflação, o Banco Central do Brasil – BACEN – utiliza como prerrogativa, o aumento da taxa de juros, que, em 2013, saltou de 7,25% para 10,00%, diminuindo, assim, o consumo de bens e serviços. A expectativa do BACEN é que a SELIC, instrumento de política monetária, atinja, em fevereiro de 2014, 10,75%. Para os clientes pessoas físicas, o aumento da SELIC leva, em geral, ao aumento das taxas de juros cobradas pelas instituições financeiras.

Por outro lado, o estímulo ao consumo e a facilidade ao crédito trouxe às famílias brasileiras, nos últimos dez anos, uma nova realidade: o endividamento. Esse contexto no setor de crédito brasileiro pode ter sido gerado, muitas vezes, por uma decisão do cliente de uma instituição financeira que realiza uma operação de crédito baseando-se apenas no valor da parcela e na sua representação no orçamento familiar, esquecendo-se de considerar a taxa de juros cobrada e o prazo da operação.

De acordo com o CNC – Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo – o número de famílias brasileiras endividadas aumentou 7,5% em 2013. As principais dívidas apontadas, para 62,5% dos entrevistados, incluíam cartão de crédito, cheque especial, cheque pré-datado, crédito consignado e financiamento de carro e de casa. Para início de 2014, o relatório da CNC apontava para mais famílias endividadas e no comprometimento maior de renda.

Para controlar a possível inadimplência em sua carteira de crédito, as Instituições Financeiras buscam alternativas para minimizar os riscos das operações dos seus clientes: alongando o prazo das operações de crédito ou renegociando os contratos existentes para reduzir o valor da parcela e, em casos de novas liberações, exigir apresentação de garantias reais ou avalistas com capacidade de pagamento. Todas essas medidas, adicionalmente, contribuem para o controle do risco de uma carteira de crédito.

Diante do contexto para 2014, de redução do volume de crédito, aumento do endividamento familiar e expectativa de aumento da taxa básica de juros de mercado, percebe-se a relevância da discussão sobre a avaliação do risco de crédito, um dos principais pilares para Instituições

Financeiras, que têm como papel principal a intermediação financeira, através da captação e concessão de operações de crédito.

Entretanto, se a avaliação do risco nas Instituições Financeiras nesses movimentos de variações nas taxas de juros, concessões inadequadas de crédito e inadimplência não for bem conduzida e acompanhada, isso pode contribuir para, adicionalmente aos fatores do ambiente externo, agravar o equilíbrio do sistema bancário.

Segundo Pandelô Júnior e Mota Filho (2004) alguns países como Argentina, França e Estados Unidos apresentaram, ao longo dos anos, períodos conturbados na economia. A Argentina apresentou 3 crises no período de 1980-1987 decorrentes de juros elevados, recessão econômica e incerteza. Nesse período 45 das 205 instituições faliram ou sofreram fusão. Já a França apresentou, no período de 1991 a 1995, 1 crise devido a má concessão de crédito. Por fim, os Estados Unidos que também registrou uma crise, no período de 1980 a 1992, em função da política monetária restritiva.

No Brasil, no período de julho de 1994 a março de 1995, 16 bancos sofreram liquidação ou intervenção do BACEN (MATIAS e SIQUEIRA, 1996). Já no período de 2007 a 2008, surgiu a crise *subprime* americana que, com seus desdobramentos, levaram à falência diversos bancos ao redor do mundo, evidenciando, ainda mais, a relevância do tema gestão de riscos de crédito (YANAKA e HOLLAND, 2010). Vários fatores contribuíram para que o Brasil conseguisse enfrentar esse período de crise internacional. Durante 2000 e 2001, percebeu-se uma melhora substancial na renda e na qualidade de vida das famílias mais pobres, uma queda quase contínua da taxa de desemprego e forte expansão do crédito. Consequentemente, houve o fortalecimento do mercado doméstico (CRUZ *et al.*, 2012).

O cenário de insolvência foi tema de vários trabalhos acadêmicos cujo estudo pioneiro foi apresentado por Durand (1941). Depois, surgiram outros cuja contribuição discutia a capacidade preditiva de modelos com base em números contábeis e dados descritivos (MATIAS e SIQUEIRA, 1996; SILVA *et al.*, 2010; HORTA *et al.*, 2010), análise de técnicas estatística como a utilização da Análise por Envoltória de Dados – DEA (ONUSIC, CASA NOVA e ALMEIDA, 2007; CASA NOVA, 2010), da Análise Discriminante (PANDELO JÚNIOR, 2006) e *Data Mining* (HORTA e ALVES, 2008).

Todavia, quando se trata de Cooperativas de Crédito, as pesquisas ainda são incipientes. Inicialmente, os estudos se concentraram em cooperativas rurais, buscando evidências empíricas de que as demonstrações contábeis podem fornecer informações valiosas sobre o processo de deterioração de índices financeiros e econômicos (GIMENES, URIBE-OPAZO, 2001; BRESSAN, BRAGA e LIMA, 2004).

As cooperativas de crédito brasileiras ainda estão muito aquém daquelas com sede em outros países como França, Holanda, Estados Unidos. Porém, elas mostram que essa forma de intermediação financeira pode ser muito bem sucedida e tem grande potencial de crescimento no Brasil. Entretanto, é necessário que o crescimento nesse mercado extremamente competitivo seja feito de forma sustentável e isso inclui uma gestão apropriada dos riscos (MAGALHÃES, BARROS e MÁRIO, 2010).

Além disso, vale ressaltar que as cooperativas de crédito representam papel importante no desenvolvimento para alguns setores da economia, que encontram dificuldades na obtenção de crédito em outras instituições como a população de baixa renda. Mas, para que as cooperativas de crédito possam, realmente, atender às necessidades financeiras da comunidade, ou especificamente de seus cooperados, é importante que também apresentem estrutura financeira sólida e com baixos riscos de insolvência.

Uma estratégia muito utilizada e vista como forma de fortalecimento no setor de cooperativismo é o processo de incorporação. Neste processo uma entidade é absorvida por outra, sucedendo-a em todos os direitos e obrigações. Em 2013, houve ligeira redução do número de cooperativas, em comparação ao ano anterior, passando de 1.254 para 1.192 entidades. Nesse movimento, sobressaíram as cooperativas em melhores condições de atuar no mercado (BACEN, 2013). Para as cooperativas, a incorporação impulsiona o desenvolvimento pelo ganho de escala, resultando na redução dos custos.

Todavia, a incorporação de cooperativas ocorre, basicamente, quando uma entidade não consegue apresentar condições financeiras para conduzir seu negócio. Vários fatores podem contribuir para uma decisão de incorporação. Segundo relatos apresentados, as cooperativas a serem incorporadas

“necessitavam de alavancagens econômica e financeira como: a necessidade mínima de reserva de liquidez, aumentar o “capital de giro”, necessidade mínima de alavancagem da quantidade de cooperados, já que com o custo administrativo apresentado não era suficiente para cobrir o resultado” (RAMIRES, 2012, p. 88)

Em outro ponto, foram abordadas “as dificuldades de aumentar o patrimônio de referência em função dos resultados, em função da dificuldade de aporte de capital”. Por fim, outro relato apontava que

“a cooperativa não dava prejuízo, ela teve que apropriar um problema de gestão com empréstimos, sem condições de recuperação. Por ordem do Banco Central e da auditoria da própria Central, essas transações de crédito tiveram que ser jogadas a prejuízo.” (RAMIRES, 2012, p. 89).

A discussão sobre o crescimento e sobrevivência das cooperativas ainda é tema atual de pesquisas estrangeiras (GODDARD, McKILLOP, WILSON, 2014), conseqüentemente, a discussão sobre avaliação de risco para cooperativas de crédito torna-se relevante, principalmente considerando o número de incorporações que ocorreram em 2013. No Estado de Minas Gerais, essa avaliação é ainda incipiente para cooperativas de crédito, segundo Gonçalves e Braga (2008); além disso, a gestão do risco de crédito nas cooperativas de crédito é também muito tradicional, sendo considerados na concessão de crédito os famosos 5c's do crédito – Caráter, Capacidade, Condição, Capital e o Colateral. Nesse enfoque tradicional, de acordo com Mário (2002), o julgamento é subjetivo, ficando a cargo de profissionais treinados, responsáveis pela decisão de crédito.

Então, se algumas cooperativas de crédito têm apresentado dificuldades na sua gestão, em assegurar liquidez para suas movimentações, impedindo seu crescimento econômico, por que não desenvolver um modelo para avaliação do risco de crédito, que considere as características desse sistema? Assim, a utilização do histórico do cooperado, tempo de adesão, valor do capital social, adesão ou não à capitalização continuada, dentre outros, podem contribuir para avaliação do risco, junto com as análises tradicionais já realizadas, e melhorar as decisões, além de estimar melhor o risco nas liberações de crédito.

A avaliação da concessão de crédito diferencia de outras instituições financeiras, pois sua política de crédito se baseia somente no Manual de Operação de Crédito – MOC e no Manual de Instruções Gerais do Crédito – MIG Crédito, do Sicoob, disponíveis a todas as cooperativas de crédito. Esse manual estabelece as regras para concessão de crédito, os limites de alçadas,

estrutura das modalidades de crédito, ficando a critério de cada cooperativa, a adequação das normas à sua realidade. Embora seja um manual que norteia a tomada de decisão, a gestão do risco é avaliada apenas de forma qualitativa ou julgamental. Como já dito alhures, não há mensuração da probabilidade da perda, como nos modelos quantitativos, elemento, segundo Sicsú (2010), mais importante na avaliação do risco de crédito.

Essa capacidade de discriminar clientes adimplentes e inadimplentes tornou-se um fator decisivo para o sucesso das empresas que operam na indústria do crédito, impulsionando-as a agir de acordo com um processo de avaliação de risco mais fino (SEMEDO, 2009).

Para Vasconcellos (2002), a utilização dessa técnica iniciou em 1960, mas no Brasil só tomou força a partir de 1964. Todavia, o autor faz uma importante consideração ao informar que, mesmo nos países desenvolvidos, a metodologia de construção desses modelos é pouco conhecida e divulgada. A maior razão para isso é a necessidade de sigilo, já que boas e sofisticadas técnicas trazem vantagem competitiva. Este modelo de *credit scoring* processa variáveis comuns como gênero, estado civil, número de dependentes, nível de escolaridade, profissão, tipo de residência, ou seja, variáveis que fazem parte do banco de dados de Instituições Financeiras (ARAÚJO e CARMONA, 2007).

É comum em trabalhos acadêmicos da área de Finanças a menção sobre as dificuldades em obter dados para a realização do trabalho (CHEREGATI, 2008; DUTRA, 2008). Devido ao sigilo bancário, muitas Instituições Financeiras optam por não disponibilizar abertamente suas informações completas. Para contornar esse problema e ter à disposição dados para realização do estudo, esta tese foi desenvolvida na forma de Estudo de Caso, considerando as informações disponibilizadas pelo Sicoob Nossacoop, Cooperativa de Economia e Crédito dos Empregados das Instituições de Ensino Superior e Pesquisas Científica e Tecnológica e dos Servidores do Ministério do Trabalho e Emprego de Minas Gerais LTDA, constituída em 1996.

Atualmente, os cooperados do Sicoob Nossacoop têm à sua disposição várias modalidades de crédito, como crédito ao consumidor (empréstimo), financiamento, cartão de crédito e cheque especial. A proposta deste trabalho é direcionar a pesquisa para a modalidade de crédito ao cooperado, por essa modalidade ser a carteira de crédito mais expressiva para o Sicoob Nossacoop.

A relevância deste trabalho está em permitir a discussão sobre avaliação do risco de crédito em um ambiente de Cooperativa de Crédito, através de um Estudo de Caso do Sicoob Nossacoop. Assim, esta tese apresenta como objetivo geral desenvolver um modelo para avaliação de risco de cooperados de Cooperativas de Crédito, através de um estudo de caso no Sicoob Nossacoop. Os objetivos específicos para realização do estudo são:

- Identificar e analisar as possíveis variáveis históricas que farão a composição da base de dados;
- Identificar e estabelecer o período de inadimplência característicos para o Sicoob Nossacoop;
- Selecionar as variáveis a serem utilizadas no modelo;
- Avaliar o poder de discriminação das variáveis;
- Apresentar um modelo para avaliação de risco.

Este trabalho está dividido em 6 capítulos. No primeiro capítulo, é apresentada a introdução, com justificativa do tema, problematização em torno das cooperativas de crédito e objetivo de pesquisa. No segundo capítulo, será apresentado o Referencial Teórico com discussões de pesquisadores sobre vantagens e desvantagens na utilização dos modelos para a avaliação do risco. O terceiro capítulo será destinado ao estudo de caso Sicoob Nossacoop, iniciando com apresentação do Sistema Sicoob e do Sicoob Central Cecremge. No quarto capítulo, nos procedimentos metodológicos serão apresentados o modelo empírico proposto nesta pesquisa. No quinto capítulo, serão descritas as análises dos dados apresentando e analisando os resultados do estudo. Por fim, no sexto e último capítulo serão apresentadas as considerações finais do trabalho.

2 REFERENCIAL TEORICO

Este capítulo inicia-se a discussão sobre o tema Risco de Crédito, resgatando os métodos estatísticos que estimam esse risco e finalizando com apresentação das características importantes dos modelos de *Credit Scoring*.

2.1 Risco de Crédito

A palavra crédito, dependendo do contexto tratado, apresenta vários significados. Em uma instituição financeira, por exemplo, que tem a intermediação financeira como sua principal atividade, o crédito consiste em colocar à disposição do cliente (tomador de recursos) certo valor sob a forma de empréstimo ou financiamento, mediante promessa de pagamento, pagando ao tomador (vendedor) um determinado valor para, no futuro, receber um valor maior (SILVA, 2008).

Na atualidade, o crédito é tão importante na vida das pessoas e empresas que virou algo frequente no dia a dia, pois elas necessitam adquirir coisas (YANAMOTO, OLIVEIRA e SANTOS, 2011). E com a ascensão de parte significativa de brasileiros na pirâmide de renda, essa aquisição ampliou a fronteira de consumo (TAKEDA e DAWID, 2013). Só que não há como se falar de crédito, sem se pensar em risco. Se pudermos definir crédito como “a expectativa de uma quantia de dinheiro, dentro de um espaço de tempo limitado”, então o risco de crédito é a chance de que esta expectativa não se cumpra (CAOUILLE *et al.*, 2009).

Em relação à gestão dos riscos de crédito, a primeira medida criada pelo Banco de Compensações Internacionais de âmbito mundial, para instituições financeiras, foi o estabelecimento, em 1988, de regras para dimensionar o capital dos bancos, fixadas pelo Comitê da Basileia.

Esse Novo Acordo é mais amplo que Basileia I, segundo Yanaka e Holland (2010), pois insere o tratamento do risco operacional, além dos riscos de crédito e mercado. Os bancos poderão decidir que tipos de modelo irão utilizar para o risco operacional, o que não acontece com o risco de crédito, muito mais restritivo. Para este tipo de risco há uma imposição de uma fórmula para o cálculo do Capital Mínimo Exigido – CME, baseada nos dados de inadimplência e recuperações de crédito.

Após o fim do período inflacionário percebeu-se, de acordo com Gonçalves (2005), a necessidade de se aumentarem as alternativas de investimento para substituir a rentabilidade do período de inflação. Desde então, as instituições têm se preocupado em aumentar suas carteiras de crédito. Entretanto, o empréstimo não poderia ser oferecido indiscriminadamente a todos clientes que o solicitassem, sendo necessárias formas de avaliar o candidato ao crédito.

Para Instituições financeiras, a concessão de crédito é uma decisão sob condições de incerteza. O risco de uma solicitação de crédito pode ser avaliado de forma subjetiva ou de forma objetiva, utilizando uma metodologia quantitativa (SICSÚ, 2010). A avaliação subjetiva não mensura o risco do crédito, depende de um conjunto de informações contidas em um dossiê ou pasta de crédito como informações cadastrais, financeiras, patrimoniais, de idoneidade e de relacionamento (SECURATO, 2002), e devem, portanto, ser consideradas informações importantes no processo de avaliação. A FIG. 1 enquadra essas informações no chamado 5C's do Crédito.



Figura 1 – Os 5 C's do Crédito

Fonte: Santos (2003, p. 44)

Cada um dos C's tem sua importância para melhor identificação do risco de crédito do cliente e, por isso, é ponderado diferentemente nos modelos desenvolvidos para previsão de inadimplência, utilizados na “Análise Objetiva de Crédito” (SANTOS e FAMÁ, 2007).

O crédito pode ser dividido, essencialmente, em crédito bancário – a operação realizada pelas instituições financeiras – e crédito comercial – concedido às empresas comerciais, e, também, em crédito para pessoas físicas e jurídicas. Cada subdivisão tem suas particularidades e tratamento na literatura (SILVA, 2011). Todavia, neste trabalho, será abordado apenas o crédito bancário destinado às pessoas físicas.

Na literatura, é possível encontrar algumas discussões recentes sobre crédito relacionando-o às pessoas físicas, como análise do perfil do tomador durante o período Plano Real (ZERBINI e ROCHA, 2004); causas da inadimplência (ECKERT *et al.*, 2013); proposição de modelos de *Credit Scoring* utilizando variáveis sistêmicas e não sistêmicas (SANTOS e FAMÁ, 2007); variáveis de cadastro (DUTRA, 2008); e variáveis e escalas psicológicas (SILVA, 2011).

Zerbini e Rocha (2004), após a adoção do Plano Real, observaram aumento no vencimento dos contratos, que passou de, no máximo, 3 meses em janeiro de 1995 para até 36 meses em agosto de 1996. Os resultados sugeriram que as características pessoais dos tomadores são menos importantes do que as características do crédito concedido. Assim, o valor e o número das prestações foram os principais determinantes da probabilidade de *default*, logo após a adoção do Real.

Eckert *et al.* (2013) utilizaram a forma de um estudo de caso em uma Unidade de Atendimento do Sicredi, através da análise documental, para identificar as principais causas que levaram os tomadores de crédito da referida instituição a ficarem inadimplentes. Com base no grupo de indivíduos selecionado, verificou-se que algumas características eram comuns na maioria das operações como:

a) a baixa escolaridade dos cooperados inadimplentes; b) os cooperados, em sua grande maioria, eram provenientes de outras cidades; c) pessoas que vieram em busca de trabalhos informais e com rendimentos reduzidos; d) dívidas com outros bancos; e) inexistência de bens próprios; f) de garantias, e g) percentual significativo de cadastros com erros de formalística.

A proposição de modelo *Credit Scoring*, utilizando variáveis do cadastro bancário, surge como discussão importante na área. Santos e Famá (2007) propuseram um modelo considerando uma carteira de crédito de pessoas físicas de um importante Banco Comercial privado nacional de

médio porte. Os resultados sugerem índice de acerto satisfatório na identificação de clientes prospectivos (96%) e não prospectivos (92%). Dutra (2008) tinha como objetivo propor uma metodologia alternativa à linha tradicional de *Credit Scoring*, capaz de atender aos administradores com perfis agressivos ou conservadores, de acordo com a disposição para correr mais ou menos riscos. Os resultados indicam que a aplicação do modelo na prática será capaz de classificar corretamente uma proporção bastante elevada de todas as operações de crédito submetidas à análise.

Nos últimos anos, o ambiente da discussão tem considerado a participação de variáveis psicológicas nos modelos de *Credit Scoring*. Considerando as variáveis sócio demográficas, situacionais e incluindo as variáveis comportamentais e escalas psicológicas, Silva (2011) percebeu que algumas variáveis predizem o risco do crédito, como variáveis relacionadas a dinheiro, ao grau de otimismo e excesso de confiança e compradores compulsivos.

2.2 Métodos estatísticos que estimam o Risco de Crédito

Os modelos de *Credit Scoring* oferecem muitas vantagens aos analistas de crédito, principalmente por serem objetivos e consistentes. Se desenvolvidos apropriadamente, podem eliminar práticas discriminatórias nos empréstimos (CAOUILLE *et al.*, 2009). A premissa básica utilizada por esses modelos é que existe possibilidade de classificar os tomadores a créditos em bons e ruins.

Há vários métodos que determinam a discriminação dos solicitantes de crédito como os métodos estatísticos, destacando-se a Análise Discriminante e Regressão Logística e Métodos de Inteligência Artificial como Redes Neurais (SICSÚ, 2010). Diante do objetivo desta tese de desenvolver um modelo para avaliar o risco do crédito, a próxima seção destacará os mais difundidos na literatura destacando suas vantagens, desvantagens e limitações.

2.2.1 Análise Discriminante

Os métodos estatísticos foram os primeiros a serem usados para construir sistemas de pontuação e continuam a ser os mais aplicados (THOMAS, EDELMAN e CROOK, 2002). Esses métodos foram baseados, no início, na discriminação para problemas de classificação geral, proposto por

Fisher (1936). Essa discriminação levou a um *score* linear baseado na chamada função discriminante linear de Fisher.

Um procedimento de classificação ou simplesmente classificador é algum método formal capaz de decidir, com base em informações fornecidas, a que grupo ou população um determinado objeto pertence (FERREIRA, 2007). E é nesse sentido que a Análise Discriminante foi desenvolvida, ou seja, comparar elementos de uma amostra em relação a um grupo, através da construção de uma regra matemática de classificação ou discriminação, fundamentada na teoria da probabilidade (MINGOTI, 2005).

Quando o pesquisador estiver interessado na discussão de somente dois grupos de variáveis dependentes, a técnica é chamada de Análise Discriminante Simples (LACHENBRUCH, 1975; JOHNSON e WICHERN, 1998; ARAGON, 2004; FERREIRA, 2007; DUTRA, 2008). No entanto, em muitos casos, há interesse na discriminação entre mais de dois grupos; sendo a técnica, assim, denominada de Análise Discriminante Múltipla – MDA (NÓBREGA, 2010).

A MDA consiste em estabelecer o melhor critério de classificação, tendo em vista minimizar as consequências do erro de discriminação, isto é, evitar que uma agência com baixa inadimplência seja classificada como de alta inadimplência e vice-versa (KASZNAR e GONÇALVES, 2014).

Durand (1941) é considerado como o pioneiro por utilizar MDA no contexto financeiro. A utilização desse método surgiu após observar melhora na carteira de financiamento ao consumidor, registrando perdas relativamente pequenas na época.

Myers e Forgy (1963) decidiram tentar vários métodos alternativos, ao invés de usar apenas uma abordagem para o desenvolvimento de pesos adequados para os itens de previsão. A abordagem inicial foi a Análise Discriminante. No entanto, foram utilizadas diversas modificações deste procedimento. O objetivo era melhorar a discriminação, especificamente, em faixas mais baixas de pontuação. Altman (1968) também utilizou a MDA na previsão de falência, por considerá-la mais apropriada. Utilizando os índices de demonstrações financeiras, os resultados indicaram que o modelo discriminante foi preciso.

A construção da regra de classificação inicia-se com a identificação da distribuição de probabilidade das variáveis medidas de cada elemento amostral da população, com posterior utilização do Princípio da Máxima Verossimilhança (CASELLA e BERGER, 2002). Para o caso de variável única, é possível calcular a razão entre as duas distribuições, definida:

$$\gamma(x) = \frac{\text{função densidade de } x \text{ na população 1}}{\text{função densidade de } x \text{ na população 2}} = \frac{f_1(x)}{f_2(x)} \quad (1)$$

que, no caso da distribuição normal, após os procedimentos matemáticos básicos, torna-se:

$$\lambda(x) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{x - \mu_1}{\sigma}\right)^2\right\}}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{x - \mu_2}{\sigma}\right)^2\right\}} = \exp\left\{-\frac{1}{2} \cdot \left[\left(\frac{x - \mu_1}{\sigma}\right)^2 - \left(\frac{x - \mu_2}{\sigma}\right)^2\right]\right\} \quad (2)$$

em que, x representa a nota (*score*) obtida por um cliente, enquanto que μ_1 e μ_2 as médias de cada população. O enquadramento em um grupo ou outro dependerá do *score* obtido pelo cliente, ou seja, o cliente pertencerá ao grupo 1 se o valor de x estiver mais próximo da μ_1 .

No contexto da aplicação da Análise Discriminante ao processo de avaliação de risco de crédito, admitindo a existência de dois grupos distintos, como clientes adimplentes e inadimplentes, deseja-se encontrar uma função, que nada mais é que uma combinação linear para melhor discriminar os grupos entre si (ARAÚJO e CARMONA, 2007), mensurada pela equação

$$Z = b_0 + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_i \cdot x_i \quad (3)$$

em que,

Z = escores discriminantes ou variável dependente categórica;

b_0 = constante;

b_i = peso discriminante;

x_i = variável independente.

A análise imprópria do papel da variável na análise foi abordada por Chandler e Coffman (1977) que sugerem que o usuário deve ser capaz de demonstrar que cada variável contribua significativamente para o poder discriminatório do modelo (THOMAS, EDELMAN e CROOK, 2004). Em caso de não contribuição para a discriminação sugere-se que elas sejam eliminadas (DUTRA, 2008). Mário (2002) e Dutra (2008) apontam algumas premissas que devem ser observadas para o uso desta ferramenta estatística:

- A normalidade multivariada das variáveis independentes pode causar problemas de estimação da função discriminante, em caso de não observação;
- Considerando a igualdade da matriz de variância e covariância para os grupos definidos pelas variáveis dependentes, em casos de amostras pequenas e com matriz de covariância desigual, o processo de classificação pode ser prejudicado;
- No caso das relações lineares entre todas as variáveis deve-se proceder as transformações destas em relações lineares;

Os resultados da Análise Discriminante são afetados em caso de não cumprimento, em particular, das duas primeiras premissas acima (HAIR JR. *et al.*, 2005). Todavia, problemas na definição dos grupos; violação da afirmação sobre a distribuição das variáveis, uso de funções discriminantes lineares ao invés de quadráticas para grupos com dispersões desiguais e interpretação errônea quanto ao papel da variável indivíduo na análise, também podem afetar o desenvolvimento do modelo no uso dessa métrica (EISENBEIS, 1977).

Dutra (2008) sugere que é possível viabilizar o uso da Análise Discriminante, mesmo quando há violações das seguintes premissas: a) identificar as variáveis mais importantes; b) normalidade das variáveis independentes; c) homocedasticidade; d) ausência de pontos influentes. Os resultados sugerem que o modelo proposto é eficiente, mesmo violando as premissas citadas. A sugestão apresentada foi utilizar a transformação de Box-Cox e a técnica de influência local de Cook. A transformação de Box-Cox é bastante conhecida no meio econométrico e usada para enfrentar problemas de heteroscedasticidade e/ou falta de normalidade (AGUIRRE, 1997).

A decisão de empregar análise linear em oposição à análise quadrática, para o modelo discriminante, dependerá de testes de igualdade das dispersões entre os grupos. Assim, quando

as dispersões forem iguais, sugere-se utilizar o procedimento linear; caso contrário, a discriminação quadrática será a mais adequada (THOMAS, EDELMAN e CROOK, 2004). Alguns estudos devotam atenção a essa discussão como Ewert e Chandler (1974) e Dutra (2008).

Especificamente, se as matrizes de covariância forem diferentes entre si, a função discriminante a ser utilizada será função quadrática, que considera os sistemas de variabilidades das duas populações separadamente. No entanto, a alternativa mais prática é aquela em que os dois modelos, linear de Fisher e quadrático, são ajustados aos dados e analisados, ficando-se, no final, com o que resultar em menor proporção de erros de classificação (MINGOTI, 2005).

Embora sejam discussões importantes para melhor entendimento da técnica, há trabalhos que se restringem, apenas, à aplicação da técnica e não à sua discussão, como Santos e Famá (2007) e Mylonakis e Diacogiannis (2010). Santos e Famá (2007) propuseram a utilização de um modelo de *credit scoring* para créditos rotativos, composto por variáveis sistêmicas e não-sistêmicas diretamente relacionadas à capacidade de pagamento de pessoas físicas com renda assalariada. Já Mylonakis e Diacogiannis (2010) analisaram a relação entre o tempo em pagamento de cartão de crédito e suas características demográficas (estado pessoal e familiar em particular), para clientes de um banco grego. Os resultados sugerem não ser possível estabelecer um modelo de avaliação para cartões de crédito, utilizando a técnica da Análise Discriminante linear.

As discussões avançam, também, na comparação de resultados obtidos em diferentes modelos, como Gouvêa e Gonçalves (2005), Cheregati (2008) e Araújo e Carmona (2007). Gouvêa e Gonçalves (2005) analisaram o risco de crédito utilizando os modelos de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos. Cheregati (2008) utilizou Regressão Logística e Análise de Sobrevivência para selecionar variáveis com relevância estatística para classificação dos bons e maus pagadores e tempo estimado até o default. Já Araújo e Carmona (2007) propuseram a construção de Modelo Credit Scoring com Análise Discriminante e Regressão Logística para a Gestão do Risco de Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito.

2.2.2 Regressão Logística

A abordagem de Fisher pode ser vista, segundo Thomas, Edelman e Crook (2002), como uma forma de regressão linear; e isso levou a uma investigação de outras formas de regressão que tinha hipóteses menos restritivas para garantir a sua otimalidade. Uma forma mais bem sucedida delas é a Regressão Logística, técnica que tem sido muito utilizada no mercado para o desenvolvimento de modelo *Credit Scoring* (ROSA, 2000).

Para Cheregati (2008), a regressão logística é uma técnica estatística utilizada na separação de dois grupos, que visa obter a probabilidade de que uma observação pertença a um conjunto determinado, em função do comportamento das variáveis independentes. Na avaliação do risco de crédito, esta técnica é utilizada para avaliação da inadimplência de determinado grupo de clientes em relação à concessão de crédito, assumindo que a probabilidade de inadimplência é logisticamente distribuída, com resultado binomial 0 ou 1.

Para Gevert (2009, p. 39), nos modelos de regressão logística, a variável dependente é, em geral, uma variável binária (nominal ou ordinal) e as variáveis independentes podem ser categóricas (desde que dicotomizadas após transformação) ou contínuas.

$$\gamma = \beta_0 + \beta_1.X_1 + \beta_2.X_2 + \dots + \beta_n.X_n + \varepsilon \quad (4)$$

Na Regressão Logística, em vez de se prever o valor da variável γ , a partir de um previsor X ou diversas variáveis predictoras X 's, prevemos a probabilidade de γ ocorrer conhecidos os valores de X ou X 's (FIELD, 2009, p. 222). Matematicamente, tem-se:

$$P(\gamma) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma}} \quad (5)$$

Ou

$$P(\gamma) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_N X_N + \varepsilon)}} \quad (6)$$

A regressão logística permite, portanto, avaliar as probabilidades de participação em grupos com base na combinação de valores das variáveis preditoras (TABACHNICK e FIDELL, 2001). Uma dificuldade observada na Regressão Logística, comparada à utilização da regressão, é que não é possível usar a aproximação por mínimos quadrados para calcular os coeficientes. Essa estimativa deverá ser feita pela máxima verossimilhança (THOMAS, EDELMAN e CROOK, 2002; HAIR JR. *et al.*, 2005; FIELD, 2009).

A Regressão Logística geralmente é formada pelos modelos logit, probit e a regressão multivariada, segundo Mylonakis e Diacogiannis (2010). Alguns estudos também deram ênfase a essas técnicas, como Myers e Forzy (1963), Lima (2004), Gonçalves (2005) e Karan, Silva e Schmidt (2008).

A Regressão Logística apresenta vantagem em relação à Análise Discriminante, por não pressupor que os dados de entrada tenham distribuição normal, embora seja desejável que as variáveis tenham essa distribuição (GONÇALVES, 2005).

Hair Jr. *et al.* (2005) apontam que, mesmo quando a variável dependente possui apenas dois grupos, a regressão logística pode ser preferida à Análise Discriminante, já que a Análise Discriminante depende do atendimento rígido dos pressupostos de normalidade multivariada e igualdade das matrizes de variância-covariância dos grupos – pressupostos que não são atendidos em muitas situações. A regressão logística não possui, portanto, essas restrições e é muito mais robusta do que a Análise Discriminante quando esses pressupostos não são atendidos, tornando-a apropriada em muitas situações.

Conforme Hair Jr. *et al.* (2005), na tentativa de se escolher uma técnica analítica, pode-se deparar com um problema que envolva uma variável dependente categórica e diversas variáveis independentes métricas. Utilizando o exemplo de distinção entre risco de crédito bom ou ruim, se o risco de crédito for uma medida métrica, pode-se utilizar a regressão linear múltipla. Caso contrário, não é possível utilizar a regressão linear. Por outro lado, quando a variável dependente é categórica (nominal ou não métrica), a análise de discriminante e a regressão logística são as técnicas estatísticas apropriadas. No entanto, a Análise Discriminante é capaz de trabalhar com dois ou mais grupos, mas a regressão logística é limitada, na sua forma básica, a dois grupos (GEVERT, 2009, p. 38).

Fensterstock (2005, p. 48) apresenta vantagens e desvantagens na aplicação da Regressão Logística. Como vantagens, observam-se que o modelo gerado leva em consideração a correlação entre as variáveis, apontando relações de difícil identificação e eliminando variáveis em que o usuário pode verificar quais as fontes de erro. Já as desvantagens apontadas se referem à demanda de tempo para preparação das variáveis e/ou fazer uma análise separada em caso de muitas variáveis. Sicsú (2010) reforça a discussão apresentando outras vantagens para a Regressão Logística como: a) o ambiente para validação estatístico é menos restritivo para este modelo em relação a regressão linear múltipla; b) a regressão logística prevê a probabilidade de bom (ou mau) de um indivíduo, fornecendo os valores previstos entre 0 e 1, e c) em situação que a regressão linear múltipla for adequada, a regressão logística também será.

2.2.3 Modelos de simulação

Simulação é uma técnica estatística que utiliza um computador para modelar processos reais de interesse. De modo geral, os modelos são utilizados para solucionar problemas que seriam muito caros em uma solução experimental ou muito complicados para tratamento analítico (MELLO, 2001).

A simulação é a operacionalização de um modelo que o representa. O modelo permite interferências que seriam inviáveis em um sistema real, devido, por exemplo, ao custo ou a impossibilidade de realizá-las. A simulação pode ser entendida, também, segundo Ragsdale (2009), como uma técnica que mede o desempenho de uma ou mais variáveis independentes que são incertas, (x_1, x_2, \dots, x_k) . E, se todas as variáveis independentes forem aleatórias, a variável dependente também será.

Esta técnica é muito difundida em outras áreas como Marketing, Pesquisa Operacional e Biologia, todavia, na área de administração, não é uma técnica das mais aplicadas, haja vista o número de publicações em canais como ANPAD, SBFIN ou teses e dissertações disponíveis no portal da CAPES. Ragsdale (2009) sugere que o não uso dessa técnica se deve pela simples falta de habilidade dos gestores em trabalhar com planilhas eletrônicas ou por ser impossível ou muito oneroso observar diretamente certos processos no mundo real. O sistema observado pode ser tão complexo que se torna impossível descrevê-lo em termos de um conjunto de equações matemáticas de solução analítica viável e - mesmo sendo possível desenvolver um

modelo matemático do sistema em foco, a sua solução pode ser muito trabalhosa e pouco flexível (ANDRADE, 1989).

Há vários tipos de simulação: de Monte Carlo, por eventos discretos, e contínua. A primeira se destaca como ferramenta importante para os gestores. A simulação de Monte Carlo requer que o analista crie um modelo matemático do processo (NAWROCKI, 2001) e que a passagem do tempo não possua papel relevante (LAW e KELTON, 2000).

Uma forma metódica de compreender a simulação de Monte Carlo é apresentada por Rodgers e Petch (1999). Para eles, esse método leva as distribuições que foram especificadas nas entradas para o modelo, e as utiliza para produzir uma distribuição de probabilidade da saída de seu interesse. No desenvolvimento do estudo, os autores se preocupam com as sugestões de cenários impossíveis, no processo de simulação.

A implementação da simulação de Monte Carlo não é um processo fácil. O problema está na dificuldade de implementar um conjunto hipótese que corresponda ao mundo real. Esta simulação é útil para aqueles casos em que os dados os modelos analíticos simplesmente não estão disponíveis. Caso contrário, ele exige mais trabalho e não resulta em uma resposta comprovadamente melhor do que outras técnicas analíticas (NAWROCKI, 2001).

As desvantagens da simulação de Monte Carlo, portanto, residem nas dificuldades em se estimar as relações existentes entre as variáveis, na definição dos formatos das distribuições de probabilidades das variáveis que melhor representam a realidade, no caso específico de Análise de Investimento, algo que muitas vezes um gerente financeiro não está apto a fazer (CARDOSO e AMARAL, 2000).

Outros trabalhos também foram levantados por Nawrocki (2001), como Lewellen e Long (1972), Philippatos (1973), Myers (1976) e Rubinstein (1981), corroborando à sua discussão a respeito da eficácia do método. Um ponto comum nesses questionamentos está, por exemplo, na grande dificuldade de estabelecer distribuições de frequência das variáveis.

Em relação aos métodos de simulação, dentre os mais conhecidos e utilizados, segundo Evans e Olson (1998) e Vose (2008), se destaca a transformada inversa, que faz uso das propriedades

dos números aleatórios e da função distribuição acumulada de uma variável aleatória (BURATTO, 2005, p. 60). Estatisticamente, um número aleatório, escolhido ao acaso, é definido como sendo uma variável aleatória uniformemente distribuída entre 0 e 1, ou seja, distribuição de probabilidade uniforme. Já a função distribuição acumulada $F(x)$ de uma variável aleatória x é dada por:

$$F(x) = P(X \leq x) \quad (7)$$

É possível analisar a equação (9) na direção inversa, como sugere Vose (2008), diante da pergunta: qual o valor de $F(x)$ para um dado valor de x ? Nesse sentido, tem-se a função inversa apresentada por

$$G(F(x)) = x \quad (8)$$

O conceito de função inversa é usado na geração de amostras aleatórias para cada distribuição no modelo de análise de risco. Assim, Evans e Olson (1998) reforçam que, partindo do pressuposto que a inversa dessa função exista, basta gerar um número aleatório e substituí-lo em $F(x)$, para encontrar o valor associado a x . Graficamente, a relação entre x , $F(x)$ e $G(F(x))$ é dada pela FIG. 2.

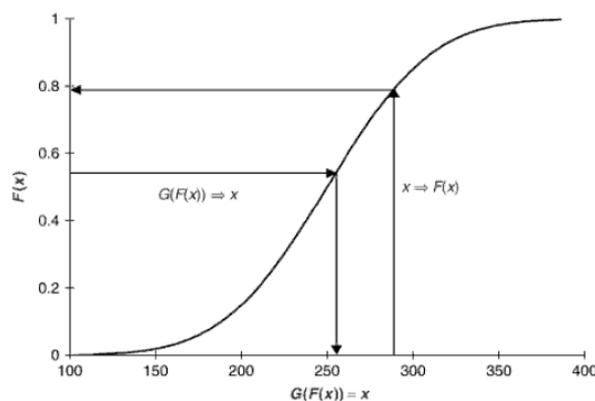


Figura 2 – O relacionamento entre x , $F(x)$ e $G(F(x))$

Fonte: Vose (2008)

Para gerar uma amostra aleatória da distribuição de probabilidades, Vose (2008) argumenta que o número aleatório r é gerado entre 0 e 1. Esse valor é então alimentado na equação para determinar o valor a ser gerado para a distribuição.

Outra situação ocorre quando as entradas são desconhecidas na transformação inversa. Neste caso, elas precisam inicialmente ser transformadas em distribuições de probabilidades, para que possam servir de *input* no modelo. Infelizmente, isto faz com que a saída do sistema não seja mais um valor único, que pode ser facilmente comparado com uma meta e descrito como um resultado bom ou ruim. Agora, tem-se um conjunto de possíveis saídas do sistema, e a tomada de decisão pode ser bem mais acurada, embora exija um maior nível de compreensão dos resultados (CARDOSO e AMARAL, 2000).

Andrade (1989) aponta vários pontos como vantagens de um processo de simulação, como a possibilidade de estudar e experimentar complexas interações internas de um dado sistema, além de poder estudar algumas variações no meio ambiente e seu impacto no sistema total. Por outro lado, Cardoso e Amaral (2000) sugerem que a simulação de Monte Carlo, especificamente, apresenta dificuldades em se estimar as relações existentes entre as variáveis e em definir os formatos das distribuições de probabilidades das variáveis que melhor representem a realidade.

No tema em questão, avaliação do risco de crédito, o modelo de Monte Carlo é utilizado na avaliação de projeção de fluxo de caixa (CARDOSO e AMARAL, 2000; BURATTO, 2005; CARDOSO *et al.*, 2008;) ou na estimação e avaliação das perdas esperadas (LANZ e PERUFO, 2003).

Cardoso e Amaral (2000) pesquisaram a utilidade do uso da técnica de simulação de Monte Carlo na elaboração do fluxo de caixa empresarial, na tentativa de lidar com as várias variáveis consideradas incontroláveis, que podem afetar o sucesso de um planejamento financeiro, como taxa de inflação anual, taxa de câmbio; preço dos insumos; índice de desclassificação; índice de reclassificação; índice de sucateamento e consumo específico de matérias primas.

Buratto (2005) teve como objetivo a construção de um modelo de simulação para avaliar a capacidade de pagamento de empresas em financiamentos de longo prazo, utilizando as

variáveis: Receita bruta; Custo do produto vendido; Despesas Administrativas; Despesas com vendas; Despesas financeiras e Juros do financiamento atual do banco de dados do Banco Regional de Desenvolvimento do Rio Grande do Sul. A avaliação do modelo apontou que tanto a técnica utilizada quanto o modelo construído mostram-se adequados e aderentes à realidade, propiciando uma maior segurança para a tomada de decisão.

Por fim, Cardoso *et al.* (2008) abordaram a análise quantitativa da concessão de crédito visando estabelecer probabilidades de inadimplência, a fim de medir o risco de crédito de uma operação. Foi empregada a técnica apresentada no método de Monte Carlo utilizando as variáveis: Variação da receita; Custos fixos e variáveis; Impostos e devoluções e Necessidade de Capital de Giro. Houve uma simulação do fluxo de caixa projetado para 10.000 diferentes situações. Os resultados obtidos indicaram que a quantificação do risco de crédito para o projeto foi levada para o *rating C*.

Para Lima *et al.* (2009) sugere que as técnicas não lineares de previsão conduzam a modelos mais realistas. Sua sugestão se baseia no fato do modelo linear não ser preciso o bastante para aplicação em mercados financeiros voláteis, nos quais podem ocorrer processos não lineares na evolução de dados. Além disso, movimentos lentos com aumento consistente dos preços dos ativos, seguidos por colapsos repentinos conhecidos como bolhas especulativas são comuns de acontecer. Dessa forma, o modelo linear pode falhar em capturar ou prever pontos de mudança acentuada nos dados.

Nesse contexto, surgem os modelos não paramétricos como as Redes Neurais Artificiais que oferecem uma abordagem mais adequada para o tratamento de aplicações desta natureza. Esse modelo pode ser treinado utilizando grandes quantidades de exemplos significativos, o que contribui para obtenção de *performance* elevada. Ou seja, a avaliação é modelada através de exemplos de aplicações bem ou mal sucedidas, encontrados nos históricos dos clientes. Desta forma, a rede é capaz de encontrar relações entre as informações e incorporar aspectos subjetivos do processo de avaliação da empresa (MENDES FILHO, CARVALHO E MATIAS, 2011).

2.2.4 Modelos não paramétricos

Quando se trata de metodologia quantitativa, a maioria dos trabalhos publicados fica restrita à aplicação de um determinado modelo (econométrico ou multivariado), não entrando na discussão da natureza desses modelos. Na área financeira, em particular, uma gama de artigos científicos foi desenvolvido com parâmetros (variáveis) que podem ser utilizados para gerar mais informações. Estes são chamados de modelos paramétricos.

Os modelos paramétricos exigem suposições sobre a natureza ou forma de distribuição das variáveis da população envolvida; já os métodos não paramétricos não dependem de tais exigências. Além disso, estes são em geral menos eficientes do que seus correspondentes paramétricos, mas a redução na eficiência pode ser compensada por um aumento do tamanho da amostra (TRIOLA, 1998).

Para Neves e Silva (2011), na generalidade, esses modelos são desconhecidos no mundo empresarial, quer porque estes algoritmos não integram os “*packages*” de maior divulgação, quer também porque os estudos comparativos que se referiram evidenciam, em termos metodológicos, algumas lacunas significativas.

Triola (1998) identifica que os modelos não paramétricos têm como desvantagem tenderem a perder informação, porque os dados numéricos exatos são frequentemente reduzidos a uma forma qualitativa. Além disso, o autor reconhece que os testes não paramétricos não são tão eficientes quanto os testes paramétricos; assim, com um teste não paramétrico, em geral, necessitamos de evidência mais forte (como amostra maior ou maiores diferenças) para, então, rejeitarmos uma hipótese nula.

Os métodos não paramétricos apresentam algumas vantagens. Primeiro, podem ser aplicados a uma ampla diversidade de situações, porque não dependem das exigências mais rígidas próprias de seus correspondentes paramétricos. Segundo, esses métodos não exigem populações distribuídas normalmente (TRIOLA, 1998). Por fim, é possível utilizar quando os dados forem classificados em categorias.

Na avaliação de risco de crédito os modelos não paramétricos mais utilizados estão lotados na aplicação de modelos de *Credit Scoring*. São eles: as árvores de classificação (CART), os métodos de inteligência artificial (RNA) e a Análise por Envoltória de Dados (DEA).

2.2.4.1 Árvores de Classificação – CART

Kocenda e Vojtek (2009) desenvolveram um modelo de *credit scoring* com elevado poder discriminatório para analisar os dados sobre os empréstimos no mercado bancário de varejo. Para tanto, verificaram que as abordagens paramétricas (Regressão Logística) e não paramétricas (CART, árvores de classificação) podem produzir resultados de sucesso. Para Srinivasan e Kim (1987), o modelo de CART providencia informações relevantes, apresentados na discussão a seguir.

CART são árvores de classificação, um método que utiliza os dados históricos para construir árvores que auxiliem na decisão. Árvores de decisão são, então, utilizadas para classificar novos dados. Para utilizar CART, é preciso saber o número de classes *a priori*. O desenvolvimento dessa metodologia é bem simples; o processo se resume na elaboração de perguntas de sim/não (TIMOFEEV, 2004). Assim, o CART vai procurar, para todas as variáveis possíveis e todos os valores possíveis, a fim de encontrar a melhor divisão da amostra, conforme ilustra a FIG. 3.

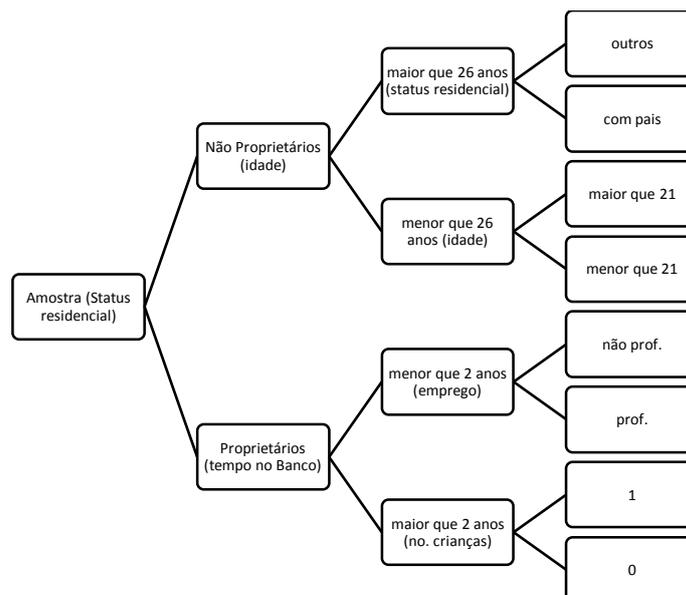


Figura 3 – ClassificationTree

Fonte: Thomas, Edelman e Crook, 2002.

A FIG. 3 apresenta um conjunto de dados utilizados como exemplo para caracterizar o risco de inadimplência. Observe-se que o conjunto de dados é dividido em dois subconjuntos, de modo que os enquadrados em cada um sejam homogêneos em relação ao risco de inadimplência. O processo continua e cada subconjunto é dividido novamente. E é por isso que essa abordagem é chamada, segundo Thomas, Edelman e Crook (2002), de particionamento recursivo.

Kocenda e Vojtek (2009) apontam que a vantagem do CART para *Credit Scoring* está no fato de ele ser muito intuitivo, fácil de explicar aos gestores e capaz de trabalhar com observações faltantes. Já Timofeev (2004) acredita que sua robustez a *outliers* é o diferencial, já que um algoritmo isolaria os *outliers*, enquanto que o CART, em sua estrutura de classificação, é invariante às variáveis independentes.

2.2.4.2 Redes Neurais Artificiais

Rede Neural Artificial – RNA – é uma das técnicas de tratamento de dados mais recentes e que tem despertado interesse tanto de pesquisadores da área de tecnologia quanto da área de negócios (CORRAR *et al.*, 2007). Pode ser compreendida também como sistemas de inteligência artificial desenvolvidos para simular os processos humanos de raciocínio e aprendizado. No caso particular da Análise de Crédito, o algoritmo de redes neurais é um conjunto de dados (neste caso, variáveis usadas na solicitação de crédito) que são transformados matematicamente através de uma função de transferência para gerar um resultado (MAGALHÃES, BARROS e MÁRIO, 2010).

Vários neurônios podem ser organizados em camadas (*layers*), formando uma RNA (WUERGES e BORBA, 2007). A FIG 4 abaixo apresenta exatamente a formação dessa rede para três camadas.

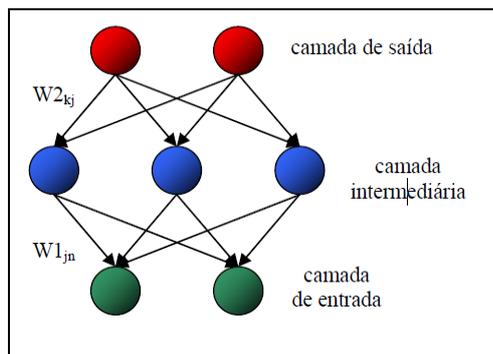


Figura 4 – Estrutura da Rede Neural

Fonte: Adaptado de Tak (1995) por Lima (2009)

As RNA's são apresentados, também, como modelos de processamento de informação inspirados em uma estrutura natural: o cérebro humano. Estes modelos não pretendem replicar a operação do cérebro, apenas utilizam como inspiração fatores conhecidos sobre o seu funcionamento, visando obter melhores desempenhos na resolução de problemas para os quais métodos tradicionais de computação têm se mostrado inadequados (MENDES FILHO, CARVALHO e MATIAS, 2011). Na área financeira, várias questões têm sido abordadas recorrendo às redes neurais, como a previsão da insolvência de empresas (NEVES e VIEIRA, 2004), modelização das taxas de câmbio (ZHANG *et al.*, 2002), previsão de índices e tendências de mercados de capitais (SEMEDO, 2009).

No Brasil são encontrados, por exemplo, temas como análise de crédito bancário (STEINER *et al.*, 1999) e (GEVERT, 2009), concessão de crédito ao consumidor (LIMA *et al.*, 2009) e construção de Modelo de Risco de Crédito (SELAU, 2008). Um modelo de RNA pode, segundo Caouette *et al.* (2009), indicar o perfil de padrão de compras de uma conta normal e mandar um alerta, se houver um desvio significativo em relação a este. Além disso, os registros computadorizados do histórico de crédito do solicitante, incluindo a solicitação do empréstimo em si, podem ajudar na antecipação e na análise de insolvências fraudulentas.

Essencialmente, análise de RNA é similar a Análise Discriminante não linear, na qual abandona-se a ideia de que as variáveis usadas na função predição de insolvência são linear e independentemente relacionadas. Mais especificamente, modelos de redes neurais aplicados ao risco de crédito exploram correlações “escondidas” entre as variáveis predictoras, que são, então, adicionadas ao modelo como variáveis explicativas (ALTMAN e SAUNDERS, 1998, p. 1.726).

As RNA's são desenvolvidas por meio de modelagem matemática baseada nas seguintes suposições, de acordo com Fausett (1994): a) o processamento das informações ocorre dentro dos chamados neurônios; b) os estímulos são transmitidos por eles através de conexões; c) cada conexão está associada a um peso que, em uma rede neural padrão, multiplica-se ao estímulo recebido, e d) por fim, cada neurônio contribui para a função de ativação para determinar o estímulo final.

Para Wuerges e Borba (2007), antes que uma rede neural possa ser útil ela precisa ser treinada, isto é, precisa “aprender” o problema. O processo de aprendizagem determina os pesos sinápticos adequados para cada neurônio, de tal forma que a saída obtida pelos neurônios da última camada seja mais próxima possível das saídas desejadas para o problema que deve ser resolvido.

De acordo com a literatura existem dois tipos de aprendizado: o supervisionado e o não supervisionado. No Aprendizado Supervisionado, é indicado para a rede qual a resposta esperada, enquanto no Aprendizado Não Supervisionado, a rede deve basear-se apenas nos estímulos recebidos, ou seja, deve aprender a agrupar os estímulos (GONÇALVES, 2005).

As Redes Neurais são compostas por unidades de processamento simples (“neurônios”) que computam certas funções matemáticas. Essas unidades, que podem estar dispostas em camadas, são interligadas por um grande número de conexões (“sinapses”) associadas a pesos, que armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada unidade da rede (MENDES FILHO, CARVALHO e MATIAS, 2005).

A FIG. 5 apresenta o modelo de um neurônio com uma única camada que forma a estrutura das Redes Neurais Artificiais. Alguns pontos são importantes de se destacar. Primeiro, tem-se os pesos que são conhecidos por sinapses, elos de ligação de cada variável com um neurônio k . Segundo ponto é o integrador \sum que possibilita a soma dos sinais de entrada com a ponderação para o neurônio. Por fim, a função de ativação, que delimita a saída do neurônio.

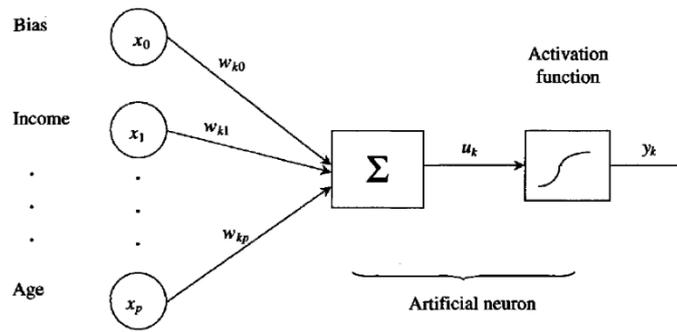


Figura 5 – Modelo de um neurônio artificial

Fonte: Thomas, Edelman e Crook (2002)

O modelo não-linear de Redes Neurais para uma camada, apresentado pela FIG. 5, pode ser representado matematicamente como

$$u_k = w_{k0} \cdot x_0 + w_{k1} \cdot x_1 + \dots + w_{kp} \cdot x_p = \sum_{q=0}^p w_{kq} \cdot x_q \quad (9)$$

em que,

x_p = representam as variáveis de cada solicitante;

w_{kp} = representam os pesos dados a cada conexão de variável com neurônio k .

Observa-se que a representação acima é indicada, para cada peso, na seqüência (k, p) , sendo k o neurônio que é ponderado pelo peso (sinapse) e p a variável. Importante ressaltar que o sinal dos pesos pode direcionar o valor de u_k .

É comum encontrar outra forma de apresentação de Redes Neurais Artificiais, na qual existem camadas de entrada e saída de sinais, além de uma série de camadas de neurônios no intermédio, denominados camadas ocultas. Segundo Thomas, Edelman e Crook (2002) cada neurônio em uma camada oculta tem um conjunto de pesos aplicados às suas entradas, que podem diferir das aplicadas aos mesmos insumos, indo para um neurônio diferente na camada oculta. As saídas de cada neurônio em uma camada oculta têm pesos aplicados e se tornam insumos para os neurônios da próxima camada escondida. A camada de saída fornece os valores para cada um dos seus membros neurônios, cujos valores são comparados com pontos de corte para classificar cada caso. Uma rede de três camadas é mostrada na FIG. 6.

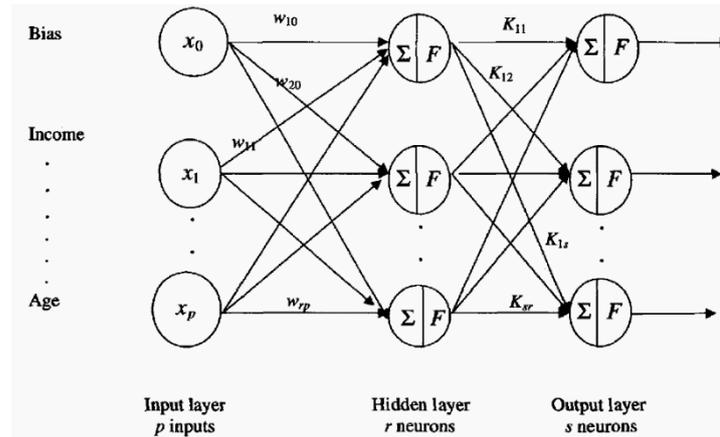


Figura 6 – A Multilayer Perceptron

Fonte: Thomas, Edelman e Crook (2002)

O modelo *multilayer perceptron*, apresentado na FIG. 6, é representada algebricamente por

$$Y_k = F_1 \left(\sum_{q=0}^p w_{kq} \cdot x_q \right) \quad (10)$$

A principal vantagem das Redes Neurais Artificiais é que, apesar do modelo ser fixo, o processo de aprendizado realizado constantemente permite modificações frequentes na fórmula. A desvantagem é que mudanças constantes dificultam a observação dos fenômenos que geram a modificação no modelo (CHEREGATI, 2008). Berry e Linoff (1997, p. 331) *apud* Gonçalves (2005) apontam os seguintes pontos positivos na utilização de redes neurais:

- São versáteis: redes neurais podem ser usadas para a solução de diferentes tipos de problemas como previsão, agrupamento ou identificação de padrões;
- São capazes de identificar relações não-lineares entre as variáveis;
- São largamente utilizadas, estando disponíveis em vários softwares.

Já em relação às desvantagens, o autor completa que os resultados não são explicáveis, ou seja, não são produzidas regras explícitas; a análise é feita dentro da rede e só o resultado é fornecido pela caixa-preta. Além disso, a rede pode convergir para uma solução inferior; com isso, não há garantias de que a rede encontre a melhor solução possível, o que poderia conduzir a um erro na concessão do crédito.

Para Caouette *et al.* (2009, p. 228), uma das críticas a este modelo é a de que os regulamentadores vêm a opinião qualitativa de um analista de crédito como base aceitável para a decisão de conferir ou não o crédito, mas ainda assim esperam que decisões de crédito baseadas em dados de máquinas venham satisfazer o padrão de tratabilidade, ou seja, a capacidade de explicar quais variáveis produziram uma decisão de crédito adversa. Por isso, redes neurais são mais úteis na retaguarda da gestão de crédito. De qualquer forma, é uma ideia interessante, já que não é subjetiva.

Mendes Filho, Carvalho e Matias (2005) apresentam uma análise do desempenho obtido por RNA *MultiLayer Perceptron*, treinadas com o algoritmo *Backpropagation*, em uma aplicação de avaliação de risco de inadimplência no crédito financeiro. O protótipo construído revelou-se uma ferramenta muito útil para auxílio à gestão de crédito financeiro massificado.

Aliás, esta tem sido uma técnica muito utilizada em trabalhos acadêmicos. Corrêa e Machado (2004), Wuerges e Borba (2007) e Lima *et al.* (2009) apresentaram como objetivo a construção de um modelo de risco de crédito para consumidores baseado em redes neurais artificiais. A partir de uma base de dados real fornecida por uma importante empresa varejista brasileira, identificou-se que o algoritmo baseado no *multilayer perceptron* conduziu a resultados satisfatórios na predição de perfil de pagadores.

Corrêa e Machado (2004) criaram um modelo de *credit scoring* através da utilização de redes neurais para prever o risco de inadimplência de clientes no produto cheque especial. Os resultados mostraram que o modelo criado conseguiu classificar corretamente mais de 70% das contas, apesar da alta inadimplência apresentada pelos clientes e da ausência de algumas informações importantes e tradicionalmente usadas em modelos de *credit scoring*.

Já Wuerges e Borba (2007) analisaram os trabalhos acadêmicos publicados em periódicos de 2000 a 2006 que apresentam estudos empíricos sobre a aplicação de redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos genéticos a problemas da área de finanças e contabilidade. O documento mais antigo encontrado na ProQuest para *neural and finance* data de 1992 – trata-se de um artigo sobre o uso de redes neurais na análise de crédito, Jensen (1992).

Para Bressan (1995), as RNA's se diferenciam dos modelos tradicionais de previsão por serem modelos não paramétricos envolvendo algoritmos de aprendizado. Todavia, Zuben (1996) defende que as RNA's podem representar um modelo paramétrico desde que sua arquitetura for definida previamente, independente do problema de aproximação. O autor sugere que muitos pesquisadores classificam erroneamente redes neurais como não-paramétricas, e chama atenção para não confundir estruturas ricamente parametrizadas com estruturas não-parametrizadas.

O processo de aproximação para uma rede neural não paramétrica é predominantemente construtivo, pois parte de uma rede neural com apenas um neurônio na camada intermediária e promove a adição de novos neurônios e subtração de neurônios já existentes, até que uma estrutura de aproximação suficientemente flexível seja obtida (ZUBEN, 1996).

As redes neurais têm sido usadas mais frequentemente por pesquisadores para trabalhos de previsão de crédito, devido à sua capacidade de generalização e presença de não-linearidade (PERERA *et al.*, 2010). Mesmo com a aplicação de modelo, o gestor deve avaliar, segundo Kimura *et al* (2005), à luz da estratégia da empresa, a melhor política de crédito. A rede neural possibilita apenas uma indicação, mas não substitui o discernimento do tomador de decisão.

2.2.4.3 Análise por Envoltória de Dados – DEA

A Análise por Envoltória de Dados (DEA) é outra técnica não paramétrica encontrada na literatura envolvendo o tema risco de crédito. É uma técnica quase que restrita às áreas de pesquisa operacional e engenharia, e necessita de domínio dos usuários para utilização em outras áreas do conhecimento. Segundo Onusic, Casa Nova e Almeida (2007), a DEA é baseada em programação linear, cujos primeiros estudos foram desenvolvidos por Charnes *et al* (1978), baseado no trabalho de Farrel (1957).

A DEA representa a formulação de um problema de pesquisa operacional e foi proposta por Abraham Charnes, William Cooper e Edward Rhodes. Ceretta e Niedenauer (2000), citados por Kassi e Onusic (2004), que enunciam a formulação da seguinte forma: Considere-se N empresa produzindo m quantidades de produtos y a partir de n quantidades de insumos x .

Uma empresa k produz y_{rk} quantidades de produtos com a utilização de x_{ik} quantidades de insumos. Matematicamente, com o objetivo de maximizar a função h_k , tem-se:

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximizar } h_k = \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{rk} \\
 & \text{Sujeito a} \\
 & \sum_{r=1}^m u_r \cdot y_{rj} - \sum v_i \cdot x_{ij} \leq 0 \\
 & \sum_{i=1}^n v_i \cdot x_{ik} = 1 \\
 & u_r, v_i \geq 0
 \end{aligned} \tag{11}$$

Em que,

h_k = indicador de eficiência para a empresa k ;

y_{rj} = quantidade do produto r produzido pela empresa j ;

x_{ij} = quantidade do insumo i produzido pela empresa j ;

y = quantidade de produtos;

x = quantidade de insumos

u, v = pesos

Onusic, Casa Nova, Silva e Humes (2006) compararam os resultados das técnicas Análise por Envoltória de Dados e Redes Neurais utilizadas para prever a insolvência em uma base de dados fornecida pela Serasa. Os resultados da DEA foram melhores para as empresas insolventes. Já para Kassai e Onusic (2004), os resultados sugerem que o modelo DEA desenvolvido foi capaz de discriminar com bom grau de acerto entre empresas solventes e insolventes, visto que classificou corretamente 90% das empresas insolventes presentes na amostra. Em ambos os artigos, os autores criticam o fato de essa técnica não permitir a extrapolação de suas conclusões, ficando restritas às empresas e às variáveis analisadas.

É comum na literatura consultada, de acordo com Santos e Casa Nova (2005), a comparação dos resultados de DEA com os obtidos pela Análise de Regressão (NIEDERAUER, 1998). A Análise de Regressão resulta em uma função que determina uma reta, no caso da Análise de

Regressão Linear, que minimiza a soma dos erros quadrados (ou reta dos mínimos quadrados). É, portanto, uma reta que não representa necessariamente o desempenho de nenhuma das unidades analisadas. Outra vantagem identificada é que essa técnica tem a possibilidade de comparar as empresas eficientes com as empresas não eficientes e se constituir em um *benchmarking*, indicando possibilidades de melhoria em seu desempenho.

Na área de risco de crédito, Onusic, Kassai e Viana (2004) utilizaram a DEA na previsão de insolvência de empresas. Os dados analisados foram extraídos 3 anos antes da insolvência das empresas e os resultados obtidos com os modelos foram satisfatórios. O Modelo DEA classificou corretamente 90% das empresas insolventes presentes na amostra e 74% das empresas solventes. Um ano após essa publicação, Casa Nova e Onusic (2005) mapearam os estudos sobre a utilização de *Data Envelopment Analysis* (DEA) em previsão de insolvência, no Brasil e no exterior, ressaltando as possibilidades e pontos controvertidos. Os resultados da pesquisa mostraram que o tema de pesquisa ainda é incipiente, com apenas quatro trabalhos apresentados no exterior e dois estudos no Brasil.

A DEA também foi utilizada para avaliar o desempenho das cooperativas de crédito rural do estado de São Paulo. O estudo realizado demonstrou que as cooperativas que dispunham de mais recursos conseguiram obter desempenho superior, no tocante ao seu objetivo de operação (concessão de crédito). Um dos resultados mais relevantes, evidenciados no estudo, foi que as cooperativas que dispunham de mais recursos conseguiram obter maiores taxas de eficiência, quando considerada a relação ativo total e despesas administrativas relativamente ao volume de crédito concedido. Os resultados obtidos demonstraram que a análise envoltória de dados pode ser uma interessante alternativa para a avaliação de desempenho (VILELA, NAGANO e MERLO, 2007).

2.3 Características importantes dos modelos *Credit Scoring*

Os estudos acerca do modelo de *Credit Scoring* foram dedicados para avaliação de indivíduos, clientes novos ou não, que tiveram suas solicitações de crédito aprovadas. Os Analistas de crédito, com base nos *scores* pré-determinados, revisam o histórico e a qualidade do crédito dos clientes para minimizar a probabilidade de inadimplência (ABDOU e POINTON, 2011) e atribuem aos clientes a classificação de bom ou mau cliente (LEE *et al.*, 2002; LIM e SOHN,

2007; SICSÚ, 2010; SILVA, 2011). Não se percebeu, entre os pesquisadores, um consenso da porcentagem ideal para essa classificação entre os clientes pessoa física. Alguns estudos trabalharam, para os maus clientes, com 49,81% (KOCENDA e VOJTEK, 2009), 28,72% (HÖRKKÖ, 2010), 29% (ROGERS, SECURATO e ROGERS, 2011) e 38,15% (CORRÊA e MACHADO, 2004).

A eficácia de um modelo de *Credit Scoring* depende da disponibilidade das informações utilizadas para avaliar os riscos dos clientes e das operações. A escolha correta dessas informações é o principal segredo para a obtenção de um bom modelo (SICSÚ, 2010). Quanto maior o tamanho da amostra, melhor a precisão do modelo de pontuação.

Essas informações são representadas por um conjunto de variáveis, consideradas potenciais. Diante do *hall* de informações disponíveis em Banco de Dados, para melhor identificação, é possível segregas as variáveis, conforme sua natureza, em perfil do cliente, da operação de crédito e comportamento do cliente com a instituição (SEMEDO, 2009). Há, também, opção de enquadramento mais detalhado na forma de sóciodemográficas (do cliente e do cônjuge) ou financeiras, composta por relacionamento com o cliente, comportamento (relativos a créditos históricos), operação solicitada (nº de parcelas, comprometimento de renda, valor financiado), restrições (protestos, cheques sem fundo, etc.) e informações macroeconômicas (KOCENDA e VOJTEK, 2011; SILVA, 2011).

As variáveis sóciodemográficas consideradas foram: “Gênero”, “Data de Nascimento”, “Nível de escolaridade”, “Estado Civil”, “Tempo no emprego”, “Setor do Emprego”, “Tipo de emprego”, “Número de empregos nos últimos três anos”, “Cargo ocupado” (CHEREGATI, 2008; HÖRKKÖ, 2010), “Qualidade do crédito” (representada por “Receita – Despesa” e “Despesa – Receita”) e “CEP” (KOCENDA e VOJTEK, 2011). Outras variáveis também foram incorporadas como “Tipo de residência”, “Filhos” e “Pagamento de Pensão” (SELAU, 2008; DINH e KLEIMEIER, 2007), “Naturalidade” (SEMEDO, 2009); “Nº de dependentes”, “Plano de saúde familiar”, “Plano de Seguro Residencial” e “Plano de Seguro para veículos” (SANTOS e FAMÁ, 2007), “Praticantes de sua religião” (SILVA, 2011) e “Ter um telefone” e “Cartão de Crédito” (BANASIK, CROOK e THOMAS, 2003; BENSIC, SARLIJA e ZEKIC-SUSAC, 2005). Essas variáveis se destacam por fornecerem informações úteis em tempos de mudança, principalmente, econômicas.

As variáveis de relacionamento com os clientes utilizadas nos modelos de *Credit Scoring* foram: “Renda comprovada”, “Total do empréstimo” (HÖRKÖ, 2010), “Finalidade do Empréstimo”, “Modalidade de empréstimo”, “Tempo de relacionamento com a Instituição” (CHEREGATI, 2008), “Data de abertura da conta corrente”, “Comportamento dos Depósitos”, “Garantias”, “Número de consignações” e “Data do empréstimo” (KOCENDA e VOJTEK, 2011), além de “Taxa de Juros” e “Prestação” (SEMEDO, 2009).

Kocenda e Vojtek (2011) perceberam que as características comportamentais e financeiras são realmente muito importantes para o comportamento padrão e as variáveis que representaram resultado significativo foram: “renda comprovada”, “nível de escolaridade”, “estado civil”, “finalidade do empréstimo” e o “tempo de relacionamento com a instituição”. Percebe-se que algumas variáveis foram menos observadas como o “código de área” e o “tempo de relacionamento com Instituição Financeira” (ANDREEVA, 2006; BELLOTTI e CROOK, 2009).

No caso de pessoa jurídica as variáveis utilizadas na construção de modelos de *Credit Scoring* foram: “atividade principal da empresa”, “idade do negócio”, “localização da empresa”, “valor do crédito” e os “diferentes índices financeiros” (BENSIC, SARLIJA e ZEKIC-SUSAC, 2005; LENSBERG, EILIFSEN e MCKEE, 2006; MIN e LEE, 2008; MIN e JEONG, 2009).

Os Bancos têm utilizado os modelos *Credit Scoring* com sucesso por quase 20 anos para tomar decisões sobre concessões de crédito ao consumidor, seja na forma de linhas de crédito pessoal, financiamento e cartões de crédito. A qualidade de crédito, muitas vezes, reflete o comportamento do seu principal – se o Diretor de uma empresa não pagar os credores pessoais, as chances são boas de que ele, também, não vai pagar um empréstimo da sua empresa (CAIRE e KOSSMANN, 2003).

Em alguns casos, foi possível observar que a seleção final das características baseou-se em diversas análises estatísticas como Regressão Logística (ARMOND e ZHU, 2001; HÖRKKÖ, 2010; CHEREGATI, 2008; ROGERS, SECURATO e ROGERS, 2011), Análise Discriminante (DINH e KLEIMEIER, 2007; SANTOS e FAMÁ, 2007; ARAÚJO e CARMONA, 2007;

DUTRA, 2008) ou Rede Neural (ALMEIDA e DUMONTIER, 1996; CORRÊA e MACHADO, 2004; MENDES FILHO, CARVALHO e MATIAS, 2011; RIBEIRO *et al.*, 2005).

Em relação ao tamanho da amostra, sabe-se que quanto maior melhor a precisão do modelo de pontuação. Estas determinações dependem da disponibilidade de dados e a natureza do mercado. No campo das finanças, alguns estudos têm utilizado um pequeno número de observações, em sua análise, em torno de três ou quatro dezenas (FLETCHER e GOSS, 1993; DUTTA, SHEKHAR, e WONG, 1994), enquanto outros têm utilizado um número maior de observações nas suas aplicações (BANASIK, CROOK e THOMAS, 2003; HSIEH, 2004; BELLOTTI e CROOK, 2009).

Diante do exposto acerca dos determinantes na construção de Modelos *Credit Scoring*, esta pesquisa corrobora as observações de Abdou e Pointon (2011) de que não parece haver um modelo ideal, incluindo as variáveis ou o número de variáveis, nomeadamente, o ponto de corte, tamanho exato da amostra específicos e validação meticulosa, que pode ser aplicado a diferentes instituições, em diferentes ambientes.

3 ESTUDO DE CASO – SICOOB NOSSACOOB

Este capítulo tem como objetivo apresentar aspectos importantes que permitem compreender o contexto no qual o Sicoob Nossacoop está inserido. Inicia-se com a apresentação do Sistema Sicoob, depois do Sicoob Central Cecremge, finalizando com o Sicoob Nossacoop.

3.1 Sistema Sicoob

No meio cooperativista há um consenso de que o Sistema de Cooperativas de Crédito do Brasil –Sicoob – surgiu da necessidade das Cooperativas de Crédito se unir com o mesmo objetivo de oferecer produtos e serviços bancários em melhores condições que as oferecidas pelos Bancos. Conseqüentemente, seria possível proporcionar melhores resultados financeiros e operar com maior segurança para os cooperados, em bases sólidas e democráticas.

Segundo o Sicoob Central Cecremge (2012), o Sicoob Confederação criou a marca única para estabelecer um padrão global de comunicação capaz de maximizar a integração das cooperativas centrais com suas cooperativas singulares e destas com seus associados. As principais vantagens de adotar a marca Sicoob estão correlacionadas à: credibilidade, identificação imediata do Sistema, padronização, capilaridade, redução de custos com publicidade, integração entre as cooperativas, uniformidade, solidez e competitividade do segmento.

O Sistema de Cooperativas de Crédito do Brasil – Sicoob – é composto de cooperativas singulares e centrais de crédito, além da Confederação Nacional de Cooperativas de Crédito do Sicoob –Sicoob Confederação, como entidades cooperativas que visam à solidez e à fortificação dos processos operacionais e de controles (SICOOB, 2014).

As cooperativas centrais são constituídas por cooperativas singulares com o objetivo de obter ganho de escala na centralização e na aplicação financeira, dando maior rentabilidade e segurança aos recursos dos cooperados, devendo, para isso, coordenar e supervisionar as atividades das cooperativas associadas.

O Banco Cooperativo do Brasil S/A – Bancoob e o Fundo Garantidor do Sicoob – FGS, entidades não-cooperativas, exercem funções importantes e complementares no que tange à operacionalização dos processos e à qualidade dos serviços financeiros necessários às atividades do cooperado. As atividades realizadas, de modo complementar, pelas cooperativas singulares e centrais, pela confederação, pelo Bancoob e pelo FGS, entidades jurídicas autônomas, visam principalmente atender às necessidades financeiras e à proteção do patrimônio do cooperado, verdadeiro dono e cliente do sistema Sicoob (SICOOB, 2014).

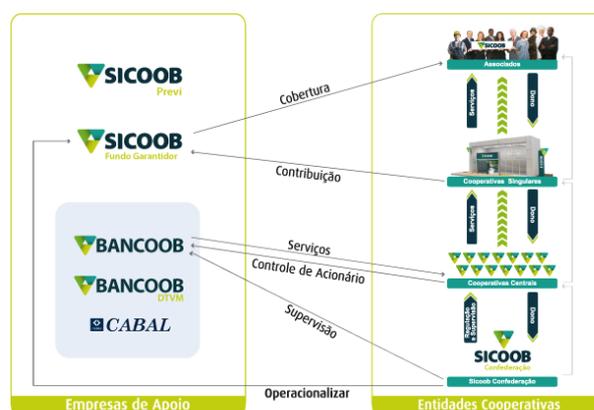


Figura 7 – Modelo Organizacional do Sicoob
Fonte: Sicoob Cecemge (2014)

Observa-se, pela FIG. 7, que o Sicoob apresenta 3 novas entidades complementares. A primeira, Cabal Brasil, fundada em 2000, é uma empresa administradora e processadora de cartões. Surgiu de uma parceria com a Cabal Cooperativa de Provisión de Servicios Ltda., de origem argentina, prestando serviços ao Bancoob e as cooperativas do Sicoob. A segunda, Bancoob DTVM, fundada em 2005, é uma empresa administradora e gestora de recursos de terceiros, em especial das cooperativas de crédito do Sicoob. Por fim, a Fundação Sicoob Previ, fundada em 2006, é uma entidade fechada de previdência complementar criada para atender aos associados e funcionários do sistema Sicoob.

De acordo com Sicoob (2012), atualmente o sistema possui 15 cooperativas centrais que atuam proativamente na prevenção e correção de situações que acarretem risco para a solidez das cooperativas filiadas e do Sistema Sicoob. Elas prestam diversos serviços, entre os quais: centralização dos recursos captados pelas singulares; padronização e supervisão de sistemas operacionais e de controle de depósitos e empréstimos; supervisão auxiliar; educação e

capacitação; adoção de medidas corretivas; assessoria jurídica; compras em comum; intercâmbios para qualidade e treinamento profissional.

O Sicoob registrou, em dezembro de 2011, 01 Confederação; 01 Banco Cooperativo; 15 Cooperativas Centrais e 552 Cooperativas Singulares. Em Minas Gerais, existem 2 Cooperativas Centrais, o Sicoob Central Cecremge e Sicoob Central Crediminas.

3.2 Sicoob Central Cecremge

Para desenvolvimento deste estudo, optou-se por trabalhar com o Sicoob Central Cecremge – Central das Cooperativas de Economia e Crédito de Minas Gerais Ltda –, devido à filiação do Sicoob Nossacoop, objeto de pesquisa deste trabalho. O Sicoob Central Cecremge foi fundado em 1994 e criado para representar os interesses de suas cooperativas filiadas, orientando-as em todas suas operações e serviços, promovendo a integração das mesmas com o cooperativismo e com o sistema financeiro nacional (SICOOB CENTRAL CECREMGE, 2012). O Sicoob Central Cecremge é integrado por 74 cooperativas filiadas, em 2012, dos segmentos comercial, industrial, serviços, rural e livre admissão, sendo:

- 9 cooperativas formadas por comerciantes e empresários;
- 17 cooperativas formadas por empregados de empresas privadas;
- 18 cooperativas formadas por empregados de empresas públicas;
- 03 cooperativas formadas por profissionais liberais;
- 01 cooperativa formada por produtores rurais;
- 26 cooperativas de livre admissão.

Das 74 cooperativas que compõem o Sicoob Central Cecremge, 17 não operam com conta corrente e 57 dispõem deste serviço para seus cooperados, por meio do convênio com o Bancoob.

O Sicoob Central Cecremge supervisiona suas singulares de forma direta e indireta. Na supervisão direta, os processos têm impactado positivamente no desempenho das rotinas das cooperativas filiadas. Com base na avaliação e gestão de riscos, na efetividade do sistema de controles internos das cooperativas e no cumprimento de normas operacionais estabelecidas em

Lei, o trabalho de Supervisão permite amenizar as situações de riscos e garantir a sua sustentabilidade. Na supervisão indireta foi desenvolvido o Monitoramento e Gestão de Risco (MGR), sendo este um sistema próprio que substituirá o Monitoramento *On-line*, ainda vigente (SICOOB CENTRAL CECREMGE, 2012).

O Monitoramento *On-line*, segundo o Sicoob Central Cecremge (2012), é um sistema desenvolvido para acompanhamento dos principais indicadores financeiros das filiadas. Essa ferramenta de gestão permite tanto à Central quanto às cooperativas filiadas detectarem as não-conformidades existentes e atuar de forma consistente na minimização dos riscos e na readequação das operações realizadas. A Tabela 1 apresenta os 16 indicadores que compõem a matriz de risco.

Tabela 1 – Matriz de Risco do Monitoramento on line

Indicadores	Cálculo (I)	Risco (II)	Peso (III)	Nota (II.III)	Classificação
<i>Indicadores prioritários para o BACEN</i>					
Grau de Imobilização			1		
Reserva de Liquidez			3		
Enquadramento do PRE			1		
Diversificação de risco por cooperado			1		
<i>Sicoob Central Cecremge</i>					
Excesso de limite Emprestado – CRESI			4		
Concentração Maiores Depositantes			4		
Concentração Maiores Devedores			1		
Provisão de Risco			2		
Relação AD x Depósitos à vista			1		
Taxa de Retorno Gerencial			3		
Evolução do Patrimônio de referência			3		
Evolução do Ativo			3		
Eficiência Operacional			2		
Eficiência Administrativa			3		
Spread bruto			3		

Fonte: Resolução 02/2007 do Sicoob Central Cecremge

Observa-se inicialmente, pela Tabela 1, dois aspectos importantes. Primeiro, os indicadores foram construídos considerando as prioridades para o BACEN e Sicoob Central Cecremge. Segundo, alguns indicadores apresentam um peso maior como Excesso de limite emprestado – CRESI que representa o limite que cada cooperativa deve observar na condução das operações de crédito. A cooperativa que, por qualquer motivo, ultrapasse esse valor estará sujeita a multa.

Após recebimento de arquivos específicos, o sistema de monitoramento *on line* gera um cálculo para cada indicador, através de fórmulas específicas, que serão enquadradas em determinado

nível de risco (que variará de 1 a 5) iniciando em “muito baixo risco”, “baixo risco”, “médio risco”, “alto risco” e “muito alto risco”.

A nota final, bem como a classificação final em um determinado período, é obtida multiplicando o valor encontrado no nível de risco pelo peso, já definido pela Resolução 02/2007 do Sicoob Central Cecremge. Caso a cooperativa singular se enquadre em “alto risco”, a Resolução 02/2007 solicita a geração de um Plano de ação para melhorar o desempenho operacional e reduzir o risco.

3.3 Sicoob Nossacoop

O acesso a esta cooperativa ocorreu, inicialmente, pelo fato da autora desta tese ter desempenhado função como Diretora Financeira e Administrativa, no período de fevereiro de 2008 a abril de 2012 e de abril de 2012 até janeiro de 2014, respectivamente. O envolvimento acadêmico do seu Diretor Presidente, que também ministra aulas como Professor Doutor do Mestrado da Faculdade Novos Horizontes – MG, reconhecendo a importância das pesquisas para o mercado, também foi fator importante para o desenvolvimento da pesquisa no Sicoob Nossacoop.

Para elaboração dos tópicos a seguir considerou-se informações disponíveis no site do Sicoob Nossacoop e materiais impressos como Manual de Operações de Crédito – MOC e Manual de Instruções Gerais – MIG, que permitiram apresentar a Política de Crédito adotada pela instituição, ou seja, análise de crédito, condições de crédito e modalidades disponíveis.

3.3.1 Trajetória

O Sicoob Nossacoop – Cooperativa de Economia e Crédito dos Empregados das Instituições de Ensino Superior e Pesquisas Científica e Tecnológica e dos Servidores do Ministério do Trabalho e Emprego de Minas Gerais LTDA – é uma cooperativa de crédito localizada no Estado de Minas Gerais. A ideia de constituição de uma cooperativa surgiu entre os funcionários e professores da UFMG, e, também, dos funcionários do CEFET-MG. O estímulo para sua criação foi o momento em que os Bancos Comerciais tiveram suas tarifas liberadas pelo Banco Central do Brasil, ficando cada vez mais caro operar com os Bancos Comerciais.

No final de 1996, um grupo de professores e funcionários da Faculdade de Ciências Econômicas da UFMG tomou a iniciativa de ampliar essa discussão, levando-a a vários setores e unidades da UFMG. Com a autorização do Banco Central do Brasil, a cooperativa iniciou suas atividades em maio de 1997, no segundo andar da Faculdade de Ciências Econômicas da UFMG. O objetivo principal da constituição foi obter empréstimos a juros mais baixos e remunerar melhor as aplicações, refletindo, assim, em aumento no poder aquisitivo dos servidores.

O Sicoob Nossacoop foi instituída para atuar no crédito, com a mutualidade financeira fornecendo recursos financeiros a taxas abaixo do mercado e remuneração à aplicação a taxas acima do mercado, com a convicção de que estes produtos e serviços constituem uma das necessidades básicas da sociedade, que nem sempre são atendidas de forma mais adequada pelos sistemas financeiros existentes, que praticam altos custos pelos serviços prestados e discriminação dos clientes com menor movimentação financeira.

Com o passar dos anos, os caminhos se tornariam mais audaciosos. Por sugestão do Banco Central do Brasil, a cooperativa participou de 3 processos de incorporação. Em 2005, com 4.785 cooperados, incorporou a Fundacoop – Cooperativa de Economia e Crédito Mútuo dos Servidores da Fundação João Pinheiro Ltda, com seus 268 cooperados. Já em 2007, com 5.192 cooperados, incorporou a Coopermontes – Cooperativa de Economia e Crédito Mútuo dos Servidores da Unimontes e 22ª Superintendência Regional de Ensino de Montes Claros Ltda, com 786 cooperados. Em 2010, a Nossacoop aderiu ao sistema Sicoob, passando a se chamar Sicoob Nossacoop, o que contribuiu, para consolidar o conceito e a imagem do Sistema Sicoob na sociedade. Para o Sicoob Cecremge (2012), a grande vantagem é que a imagem das singulares fica fortalecida pela presença da marca em praticamente todo o território nacional.

Em 2009 houve a incorporação da Cooperativa de Economia e Crédito Mútuo dos Servidores do Ministério do Trabalho em Minas Gerais Ltda. – COSEMTRA, com seus 111 (cento e onze) cooperados. A homologação desse processo permitiu o acesso aos Servidores do Ministério do Trabalho e Emprego de Minas Gerais. E, por fim, em 2013 o Sicoob Nossacoop incorporou a Cooperativa de Crédito Mútuo dos Policiais Federais em Minas Gerais – FEDERALCRED/MG, com seus 257 cooperados. Assim, o Sicoob Nossacoop passou a abranger também os Servidores da Polícia Federal e os Servidores da Polícia Rodoviária Federal

Em consequência desses processos, surgiu a necessidade de oferecer melhores condições aos novos cooperados, melhorando as instalações dos Postos de Atendimento – PA’s. Em 2012, o Sicoob Nossacoop apresentava, além da SEDE (Campus da UFMG), 07 Postos de Atendimento nas unidades do Cefet (PA CEFET); Hospital das Clínicas (PA SAÚDE); Faculdade Novos Horizontes (PA INH); Fundação João Pinheiro (PA FJP); Puc Minas (PA PUC); Ministério do Trabalho (PA MTE) e Unimontes (PA UNIMONTES). Além de unidades administrativas em Diamantina – MG, Barbacena – MG e na FUMEC, em Belo Horizonte – MG.

A administração do Sicoob Nossacoop conta com 11 membros do Conselho de Administração, sendo 3 deles membros da Diretoria Executiva e 6 membros do Conselho Fiscal. Ao final de 2012, a cooperativa registrava um total de 50 funcionários. A estrutura organizacional do Sicoob Nossacoop está organizada em duas grandes áreas: Administrativa e Operacional, conforme FIG. 8.

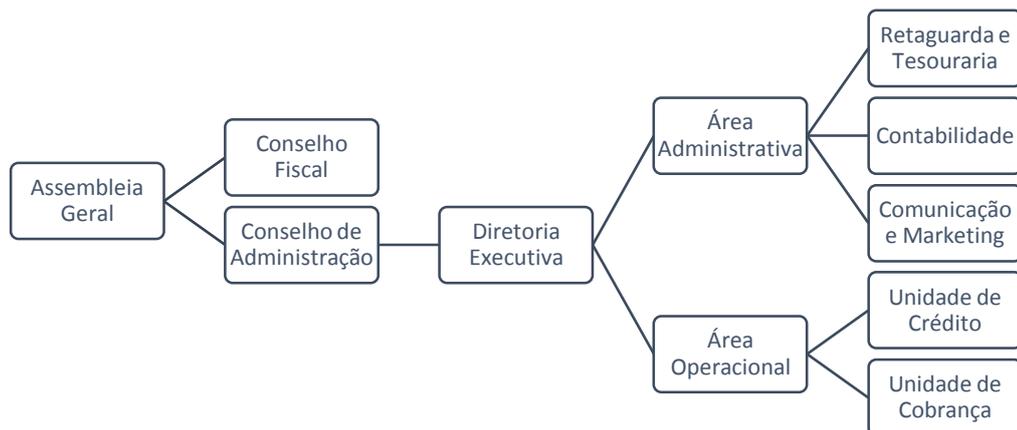


Figura 8 – Modelo organizacional do Sicoob Nossacoop
Fonte: Elaborado pela autora

Na área Administrativa, de responsabilidade do Diretor Administrativo, estão vinculados os setores de “Retaguarda e Tesouraria”; “Contabilidade” e “Comunicação e Marketing”. Já na área operacional, de responsabilidade do Diretor Financeiro, os setores contemplados são: “Unidade de Crédito”, “Unidade de Cobrança”, “Unidade Comercial” e “Pessoa Jurídica”. Cada setor ou unidade apresentam, pelo menos, um Gerente responsável pelas conduções do trabalho.

3.3.2 *Política de crédito*

A política de crédito é também conhecida como padrão de crédito, sendo seu objetivo básico a orientação nas decisões de crédito, em face dos objetivos desejados e estabelecidos pela empresa (SILVA, 2008). Dentre os fatores que abrangem a política de crédito, optou-se por centralizar a discussão em condições e análise de crédito, tópicos que constam na abordagem de Silva (2011) e que contribuirão na análise do modelo proposto, neste estudo, para avaliação de risco.

Para o Sicoob Nossacoop, os aspectos importantes que envolvem a análise e concessão do crédito estão estabelecidos no Manual de Operação de Crédito – MOC, aprovado pelo Conselho de Administração. Além de breve contextualização sobre risco de crédito, esse manual apresenta os tipos de modalidades existentes, alçada competente, taxas, procedimentos para a formalização do contrato e características das linhas de crédito disponíveis.

No final de 2010, o Sicoob apresentou sua Política Institucional de Risco de Crédito com objetivo de garantir a uniformidade dos processos frente às exigências e normas legais, sendo elaborada e revisada anualmente pela área responsável pelo gerenciamento do risco de crédito do Bancoob, entidade definida como a responsável. A partir desse ano, as cooperativas singulares passaram a contar com os Manuais de Instruções Gerais – MIG's, que têm como finalidade complementar a Política Institucional de Risco de Crédito do Sicoob, como, por exemplo, MIG Cadastro, MIG Crédito, MIG Risco de Mercado.

A aprovação dos MIG's, nas diversas modalidades, não aboliu o uso do MOC pelo Sicoob Nossacoop, que foi ajustado à realidade da cooperativa, considerando os parâmetros estabelecidos pelo Sicoob. Portanto, as condições e análise de crédito, fatores que compõem uma Política de Crédito, utilizarão como referência o MOC, MIG Crédito e MIG Cadastro.

3.3.2.1 *Modalidades disponíveis*

O Sicoob Nossacoop disponibiliza aos seus cooperados operações de crédito na forma de empréstimos, financiamentos, cheque especial e cartão de crédito. O empréstimo é uma operação de crédito na modalidade de crédito pessoal (pessoa física) ou capital de giro (pessoa

jurídica), cuja destinação do recurso não possui vínculo. Já no caso de financiamento, o recurso está vinculado à aquisição no setor automotivo ou imobiliário.

O cheque especial (pessoa física) ou conta garantida (pessoa jurídica) são limites de crédito concedidos em função da capacidade de pagamento comprovada, cujo uso, também, não tem vinculação específica. Por fim, tem-se o cartão de crédito, que representa um instrumento de pagamento que possui limite de crédito específico, não vinculado à conta-corrente, que pode ser utilizado para compras e saques.

3.3.2.2 Condições de Crédito

As condições de crédito referem-se às condições concedidas aos clientes, tais como o prazo de pagamento do empréstimo, os descontos, os tipos de instrumentos (SILVA, 2011). Conceder crédito é a principal atividade das instituições financeiras, inclusive das cooperativas de crédito, para as quais, normalmente, representa a fonte predominante de receita e, também, de risco. Portanto, a ênfase na qualidade das aprovações dos créditos deve ser estabelecida com base em parâmetros que garantam a estabilidade da instituição.

Na base de dados disponibilizada pelo Sicoob Nossacoop, no período de 08/1997 a 12/2012, houve registro de operações de Crédito Pessoal, cheque especial, financiamento e cartão de crédito. Este trabalho optou por trabalhar apenas com operações de crédito pessoal, na modalidade com desconto em conta corrente e com desconto em folha de pagamento, devido à alta concentração de dados na base de dados. As operações com desconto em conta corrente referem-se à possibilidade de realizar o contrato com débito automático em conta corrente, caso o cooperado receba o crédito salário pela cooperativa ou cheque pré-datado do próprio emitente, junto com análise do Cadastro de Emitentes de Cheques – CCF.

A modalidade de desconto em folha de pagamento só pode ser realizada em função da assinatura de convênios com as devidas instituições. Atualmente, a cooperativa pode efetivar essas operações através do ConsistSCA – Sistema de Gestão de Margens Consignadas do Governo Federal; do ConsigWeb – Sistema de prestação de serviço disponibilizado pelo Seplag – Servidores da Secretaria de Estado de Planejamento e Gestão, ou pelo convênio com entidades

particulares, efetivando o procedimento de consignação através de envio de arquivos em formatos específicos.

As deduções compulsórias referem-se aos débitos que têm prioridade no desconto em relação as deduções consideradas facultativas. Para o Governo Federal, o Decreto 6.386/1986 estabelece, no Art. 3º., as consignações compulsórias como:

- I - contribuição para o Plano de Seguridade Social do Servidor Público;
- II - contribuição para a Previdência Social;
- III - obrigações decorrentes de decisão judicial ou administrativa;
- IV - imposto sobre renda e proventos de qualquer natureza;
- V - reposição e indenização ao erário;
- VI - custeio parcial de benefício e auxílios concedidos pela administração pública federal direta e indireta, cuja folha de pagamento seja processada pelo SIAPE;
- VII - contribuição em favor de sindicato ou associação de caráter sindical ao qual o servidor seja filiado ou associado, na forma do art. 8º, inciso IV, da Constituição, e do art. 240, alínea “c”, da Lei nº 8.112, de 1990;
- VIII - contribuição para entidade fechada de previdência complementar a que se refere o art. 40, § 15, da Constituição, durante o período pelo qual perdurar a adesão do servidor ao respectivo regime;
- IX - contribuição efetuada por empregados da administração pública federal indireta, cuja folha de pagamento seja processada pelo SIAPE, para entidade fechada de previdência complementar;
- X - taxa de ocupação de imóvel funcional em favor de órgãos da administração pública federal direta, autárquica e fundacional;
- XI - taxa relativa a aluguel de imóvel residencial de que seja a União proprietária ou possuidora, nos termos do Decreto-Lei nº 9.760, de 5 de setembro de 1946; e
- XII - outras obrigações decorrentes de imposição legal

Enquanto que para o Governo Estadual de Minas Gerais, Guarnier (2012, p. 3) aponta:

- a) Contribuição previdenciária oficial;
- b) Pensão alimentícia judicial;
- c) Imposto de renda;
- d) Reposição e indenização do erário;
- e) Cumprimento de decisão judicial ou administrativa;
- f) Mensalidades ou contribuições em favor de entidades sindicais;
- g) Previdência privada complementar institucional;
- h) Outros descontos compulsórios instituídos por lei ou decorrentes de contrato de trabalho.

As deduções facultativas são, portanto, débitos que não têm prioridade frente às deduções compulsórias. Para o Governo Federal, o Art. 4º. do Decreto 6.386/1986 estabelece:

- I - contribuição para serviço de saúde prestado diretamente por órgão público federal, ou para plano de saúde prestado mediante celebração de convênio ou contrato com a União, por operadora ou entidade aberta ou fechada;
- II - co-participação para plano de saúde de entidade aberta ou fechada ou de autogestão patrocinada;

- III - mensalidade relativa a seguro de vida originária de empresa de seguro;
- IV - pensão alimentícia voluntária, consignada em favor de dependente indicado no assentamento funcional do servidor;
- V - contribuição em favor de fundação instituída com a finalidade de prestação de serviços a servidores públicos ou em favor de associação constituída exclusivamente por servidores públicos ativos, inativos ou pensionistas e que tenha por objeto social a representação ou prestação de serviços a seus membros; (Redação dada pelo Decreto nº 6.574, de 2008).
- VI - contribuição ou integralização de quota-parte em favor de cooperativas constituídas por servidores públicos, na forma da lei, com a finalidade de prestar serviços a seus cooperados; (Redação dada pelo Decreto nº 6.574, de 2008).
- VII - contribuição ou mensalidade para plano de previdência complementar, excetuados os casos previstos nos incisos VIII e IX do art. 3º;
- VIII - prestação referente a empréstimo concedido por cooperativas de crédito constituídas, na forma da lei, com a finalidade de prestar serviços financeiros a seus cooperados; (Redação dada pelo Decreto nº 6.574, de 2008).
- IX - prestação referente a empréstimo ou financiamento concedidos por entidades bancárias, caixas econômicas ou entidades integrantes do Sistema Financeiro da Habitação; (Redação dada pelo Decreto nº 6.967, de 2009).
- X - prestação referente a empréstimo ou financiamento concedidos por entidade aberta ou fechada de previdência privada; e (Redação dada pelo Decreto nº 6.967, de 2009).
- XI - prestação referente a financiamento imobiliário concedido por companhia imobiliária integrante da administração pública indireta da União, Estados e Distrito Federal e cuja criação tenha sido autorizada por lei. (Incluído pelo Decreto nº 6.967, de 2009).

Percebe-se que, pelo Decreto 6.386/1986, as operações de crédito realizadas pelas cooperativas de crédito ocupam o 8º. lugar, na prioridade de desconto em folha de pagamento. Para o Governo Estadual de Minas Gerais, segundo Guarnier (2012, p. 5), as deduções facultativas são:

- a) Contribuições de previdência privada;
- b) Pecúlios e seguros;
- c) Empréstimos;
- d) Associações ou clube de servidores;
- e) Prestação referente a imóvel residencial adquirido de entidade financeira;
- f) Participações em planos médicos e odontológicos;
- g) Empréstimos consignados

As principais linhas oferecidas de Operações de Crédito, na modalidade de empréstimo, são “Normal ou Refinanciamento”; “Capital Social Integralizado”; “Diamante” e “Promocional”. As condições para liberação do crédito dependem da linha escolhida e aprovada pela instituição.

Os empréstimos na linha “Normal ou Refinanciamento” possuem prazo de 6 a 60 meses, com o valor da parcela limitado a 30% do rendimento líquido do cooperado, enquanto que para o “Capital Social Integralizado”, é concedido prazo de 1 mês, valor limitado a 50% do valor do saldo de Capital Integralizado, desde que esse valor não supere a 50% dos rendimentos líquidos do solicitante.

A linha “Diamantes” tem como objetivo contemplar os cooperados que possuem idade superior a 65 anos. Em virtude da cobertura imposta pela Apólice de Seguro Prestamista, o prazo da operação levou em consideração a idade do cooperado; contudo, a última parcela do contrato não poderá vencer após a data em que o cooperado completar 80 anos de idade. O critério para liberação depende da faixa etária do cooperado:

- Aos cooperados com faixa etária entre 66 a 75 anos, o valor liberado fica limitado a R\$20.000,00. Caso o cooperado apresente Capital Social com valor superior a este, o limite de empréstimo será 1,5 vezes o seu Capital Social;
- Aos cooperados com faixa etária entre 76 a 80 anos, o valor liberado fica limitado a R\$2.000,00. Caso o cooperado apresente Capital Social com valor superior a este, o limite de empréstimo será 1 vez seu Capital Social.

A linha “Promocional” foi estabelecida para atender às necessidades específicas dos cooperados, oferecendo taxas diferenciadas e condições específicas. Por exemplo, receber o crédito salário pela cooperativa é uma condição importante para os empréstimos do mês de “Maio ou Agosto”, “Especial de Natal” e “Imobiliário”.

O ato de conceder crédito implica e requer um posicionamento, porque somente pode ser tomado pela alçada competente. Criar uma estrutura capaz de responder com rapidez às solicitações de operações de crédito dos clientes é uma condição fundamental para a competitividade (SILVA, 2008).

Na cooperativa, o processo de concessão de crédito é liberado pela Unidade de Crédito, composta pelos Gerentes Operacionais (Sede e dos PA’s), Gerente de Crédito e pelos funcionários do Atendimento. Esses funcionários são responsáveis pela realização de análises técnicas de propostas de crédito, bem como pela formalização e controle das operações de crédito. Em virtude dessa estrutura organizacional, a Diretoria Executiva do Sicoob Nossacoop optou por níveis hierárquicos, visando à formatação das alçadas. Os níveis apresentados são:

- I.** 1º nível – Funcionários do Atendimento (Unidade de Crédito);
- II.** 2º. nível – Responsável por cada PA (Unidade de Crédito);
- III.** 3º nível – Gerentes Operacionais da Sede e dos PA’s (Unidade de Crédito);
- IV.** 4º nível – Comitê de Crédito;
- V.** 5º nível – Diretoria Executiva; e
- VI.** 6º nível – Conselho de Administração.

Para cálculo da alçada competente é preciso, inicialmente, identificar o percentual referente ao valor do PR da cooperativa, dentro do intervalo estabelecido, conforme Tabela 2. Em 2012, a cooperativa se enquadrava na faixa V.

Tabela 2 – Percentual de ponderação referente ao PR da Cooperativa

Faixa	Mínimo	Máximo	Cooperados
I	450.000,01	750.000,00	70%
I	750.000,01	1.000.000,00	80%
III	1.000.000,01	3.000.000,00	100%
IV	3.000.000,01	5.000.000,00	120%
V	5.000.000,01	15.000.000,00	140%
VI	15.000.000,01	45.000.000,00	160%
VII	45.000.000,01		180%

Fonte: Manual de Operações de Crédito do Sicoob Central Cecremge

Assim, o percentual de ponderação a ser utilizado como referência será de 140%. Esse valor deverá ser multiplicado por cada valor pré-estabelecido para as alçadas, estabelecido pelo Manual do Sicoob Central Cecremge, em função do Sicoob Nossacoop estar enquadrado como cooperativa de empregados, de acordo com a Tabela 3.

Tabela 3 – Alçada competente para operações de Crédito

Alçada competente	Valor pré-estabelecido (I)	Percentual de ponderação (II)	Alçada (I) x (II)
Funcionários do Atendimento	R\$7.200,00	140%	R\$10.080,00*
Responsável por cada PA	R\$14.300,00	140%	R\$10.080,01 a R\$20.020,00
Gerente Operacional Sede e PA	R\$22.000,00	140%	R\$20.020,01 a R\$30.800,00
Comitê de Crédito	R\$65.000,00	140%	R\$30.800,01 a R\$91.000,00
Diretoria Executiva	R\$122.000,00	140%	R\$91.000,01 a R\$170.800,00
Conselho de Administração	Superior a R\$122.000,00	140%	Acima de R\$170.800,01

Fonte: Manual de Operações de Crédito do Sicoob Nossacoop

A alçada dos funcionários do Atendimento, integrantes da unidade de crédito, está limitada ao prazo de até 36 meses para operações com consignação em folha para Instituições Federais. Os limites estabelecidos para os responsáveis pelos PA's estão limitados a um prazo de até 48 meses para a Instituição Federal ou 24 meses para Instituições Particulares para consignação em folha; 24 meses para débito em conta corrente ou 12 meses para cheque.

Os gerentes operacionais da Sede e dos PA's poderão trabalhar sua alçada com desconto em folha de pagamento (em até 60 meses); débito em conta corrente, para quem recebe crédito salário pela cooperativa (em até 36 vezes) ou cheque (em até 24 meses). Na alçada da Diretoria Executiva (Diretor Presidente, Administrativo e Financeiro) são exigidas duas assinaturas, pelo

menos; enquanto que para o Conselho de Administração há, apenas, a limitação de 15% do PR para os valores solicitados.

As alçadas para conta corrente e cheque estão liberadas para cooperados que não apresentem restrição cadastral. Caso contrário, os processos devem ser encaminhados ao Comitê de Crédito, que tem por finalidade analisar as propostas de Operações de Crédito de sua alçada, bem como aquelas que fogem da alçada dos funcionários da Unidade de Crédito (Gerentes Operacionais e Atendimento). Por fim, o Conselho de Administração poderá, desde que haja competência estatutária, avaliar qualquer tipo de operação, além daquelas estabelecidas para sua alçada, desde que a operação em questão tenha sido indeferida pela alçada à qual estiver vinculada.

3.3.2.3 Análise de Crédito

Antes de elaborar uma proposta de crédito, será cobrada dos cooperados a atualização cadastral, conforme prevê o MIG Cadastro. A atualização ocorre sempre que qualquer fato ou circunstância implique em mudança de dados cadastrais. A periodicidade é de 12 meses e considera a data da última atualização.

A análise clássica de crédito é um sistema especializado que depende, acima de tudo, do julgamento subjetivo de profissionais treinados. O objetivo da análise de crédito é examinar a capacidade do tomador e do empréstimo proposto e atribuir um *rating* de risco (CAOINETTE *et. al*, 2008). O MOC prevê que o risco de crédito deva ser avaliado com base nos cinco C's do crédito: Caráter, Capacidade, Capital, Condições e Colateral. No processo de análise do crédito, especificamente no Sicoob Nossacoop, esses itens possuem as seguintes características:

- No Caráter, tem-se como objetivo verificar a intenção do devedor em cumprir as obrigações assumidas. Os gestores da cooperativa consideram as informações cadastradas no Serasa e no Serviço de Proteção ao Crédito – SPC – para todos os pedidos que não se enquadrarem na modalidade de desconto em folha de pagamento. Isso porque, nesta modalidade, a averbação das parcelas do empréstimo é feita *on line*, representando garantia do recebimento pela instituição, além de apresentar risco reduzido.

- Para a Capacidade, é verificada a habilidade do cooperado em administrar seus negócios, para cumprimento das obrigações assumidas. A principal referência utilizada é o salário como comprovante do rendimento mensal do cooperado. O MIG Cadastro possibilita a entrega de outros comprovantes de renda como a Declaração Comprobatória de Percepção de Rendimentos – Decore. Para determinação do grau de endividamento de pessoa física, é necessário avaliar a capacidade financeira do associado (renda comprovada) em liquidar a operação contratada, bem como a natureza e o montante dos compromissos assumidos anteriormente com a cooperativa ou, eventualmente, com terceiros, por modalidade de crédito.

O comprometimento máximo mensal considerado pelos Gerentes Operacional e de Crédito é de 30% do rendimento líquido para desconto em conta corrente, para aqueles que recebem o crédito salário pela cooperativa. É possível elevar o limite de crédito diante da comprovação de mais de uma fonte de renda.

- Em Capital, verifica-se a situação econômico-financeira e perfil empresarial do solicitante, no que diz respeito aos bens e aos recursos disponíveis para liquidação de débitos. Para valores acima de R\$30.000,00, é solicitada a entrega da Declaração do Ajuste Anual do Imposto de Renda, bem como do recibo de envio.
- Para Condições, consideram-se os fatores externos e macroeconômicos que exercem forte influência na atividade empregatícia e/ou empresarial do solicitante do crédito. No caso da cooperativa, o emprego do cooperado pode representar um fator de risco adicional, já que um bom número de cooperados mantém vínculo com a atividade privada (provenientes de Faculdades ou vinculados a um projeto da UFMG), não apresentando estabilidade financeira.
- Por fim, tem-se o item Colateral, que representa a capacidade do cliente em oferecer garantias acessórias (reais/pessoais). Nas avaliações de crédito são solicitadas do cooperado garantias ou apresentação de um ou mais avalistas. Para o MIG CRÉDITO, o objetivo da vinculação de garantias às operações com risco de crédito é assegurar o retorno dos capitais emprestados, nos casos de eventuais dificuldades de recebimento dos tomadores, conforme contratualmente previsto.

4 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo serão abordados o Tipo de Pesquisa; a Unidade de Análise; o Instrumento para coleta de dados; o planejamento do modelo de *Credit Scoring* e a definição das variáveis.

4.1 Tipo de Pesquisa

Inicialmente, esta pesquisa se classifica como descritiva, pois tem objetivo descrever as características de determinada população ou fenômeno (GIL, 1999). Mais especificamente, esta pesquisa se propõe a verificar e explicar problemas, fatos ou fenômenos da vida real, com a precisão possível, observando e fazendo relações, conexões, à luz da influência que o ambiente exerce sobre eles (MICHEL, 2009).

Por outro lado, esta pesquisa se caracteriza como quantitativa e qualitativa. Segundo Michel (2009), primeiro, pois será utilizada a quantificação tanto nas modalidades de coleta de informações, quanto no tratamento dessas, através das diversas técnicas estatísticas e, segundo, por se buscar interpretar a realidade, baseando-se em teoria existente, dar significado às respostas.

Trata-se, também de um Estudo de Caso desenvolvido no Sicoob Nossacoop – Cooperativa de Economia e Crédito dos Empregados das Instituições de Ensino Superior e Pesquisas Científica e Tecnológica e dos Servidores do Ministério do Trabalho e Emprego de Minas Gerais Ltda, que ocupa o 20º. Lugar, em termos de Capital Social no ramo crédito em Minas Gerais (OCEMG, 2013).

Para Fachin (2000), o estudo de caso caracteriza-se por ser um estudo intensivo, que considera, principalmente, a compreensão, como um todo, sendo investigados todos os aspectos que envolvem o caso em estudo. Além disso, de acordo com Mattar (1997), o objetivo desse método pode ser um indivíduo, ou um grupo de indivíduos, uma organização, um grupo de organizações ou uma situação. Sendo um método de pesquisa exploratória, seu objetivo é o de possibilitar a ampliação dos conhecimentos sobre o problema em estudo.

Para desenvolvimento do Estudo de Caso, buscou-se na empresa, Sicoob Nossacoop, todas as informações necessárias, através da observação participante indireta, para compreender melhor

a Política de Crédito adotada pela instituição, bem como as etapas do processo de avaliação e concessão de crédito aos seus cooperados. A partir da análise dos dados, o objetivo do estudo tem como proposta metodológica desenvolver um modelo para avaliação do risco de crédito, mediante avaliação de todas as operações de crédito realizadas (com desconto em folha de pagamento e em conta corrente) por pessoas físicas, no período de 08/1997 a 12/2012, e identificação das principais causas da inadimplência, relacionando-as e estabelecendo características em comum.

4.2 Unidade de análise

A proposição de um modelo para avaliação do risco utilizou, como referência para análise dos resultados, a Política de Crédito adotada pelo Sicoob Nossacoop.

4.3 Instrumento para coleta de Dados – Base de dados

Para o desenvolvimento deste trabalho utilizou-se a base de dados disponível pelo sistema de informática do Sicoob, conhecida por Sisbr, para coletar os dados quantitativos. Este sistema integra operacional e nacionalmente as cooperativas do sistema Sicoob, agregando as áreas de automação, controle financeiro, contábil e operacional, proporcionando, dessa forma, toda a infraestrutura e facilidade necessárias.

Disponibilizado desde 2009, o Sisbr apresentou em 2014 uma versão 2.0, que disponibiliza uma nova solução tecnológica para os aplicativos do Sicoob com um visual moderno, adaptado à nova marca. Além disso, essa versão teve como objetivo apresentar melhor desempenho e menor consumo de *link* de comunicação. O Sisbr 2.0 utiliza tecnologias multi-plataformas, isto é, pode ser executado em qualquer sistema operacional (Windows ou Linux).

Para os dados qualitativos, utilizou-se a análise indireta, através da análise documental, pois trata-se da obtenção de dados realizada indiretamente, ou seja, de documentos produzidos pela própria instituição. São, portanto, dados secundários (MICHEL, 2009). Para desenvolvimento deste trabalho foi utilizado, como material documental, o Manual de Operações de Crédito – MOC, que contempla a Política de Crédito, determina as alçadas e condições para liberação do crédito.

4.4 Objetivo e finalidade do Modelo de *Credit Scoring*

O Sicoob Nossacoop foi instituído para atuar com crédito, com a mutualidade financeira, fornecendo recursos financeiros a taxas abaixo do mercado e remuneração na aplicação a taxas acima do mercado, com a convicção de que estes produtos e serviços constituem uma das necessidades básicas da sociedade, que nem sempre são atendidas de forma mais adequada pelos sistemas financeiros existentes.

Atualmente, a cooperativa oferece, praticamente, todos os produtos e serviços de qualquer Instituição Financeira. Estão disponíveis aos cooperados: cheque especial, cartão com as funções de débito e crédito, além dos vários produtos Sicoob: seguros, consórcio, poupança, dentre outros. Mesmo tendo o associado à sua disposição vários produtos ou serviços, o objetivo da instituição está centrado na intermediação financeira do crédito. Em seu ambiente operacional, estabelecido pelo Manual de Operações de Crédito – MOC, a cooperativa pode conceder crédito, para Pessoas Físicas ou Jurídicas, com as seguintes finalidades:

- I. Crédito Pessoal, que pode ser concedido nas formas de pagamento: Conta Corrente (para quem recebe crédito salário pela cooperativa), em Folha de Pagamento (com margem consignável), Cheque pré-datado ou Boleto com Avalista;
- II. Financiamento de Veículos, novos ou usados, nas mesmas formas de pagamento apresentadas acima;
- III. Cheque especial e Conta Garantida
- IV. Cartão de crédito;

Em função da política de crédito adotada pelo Sicoob Nossacoop, um cooperado pode solicitar crédito nas diversas modalidades, e receberá parecer favorável desde que tenha comprovada capacidade de pagamento ou presente, em complemento, garantias e/ou avais para a operação. Essas operações possuem risco em função do número de dias de atraso no pagamento, representado na forma de nível, em ordem crescente, conforme Tabela 4, para todas as Instituições Financeiras, autorizadas a funcionar pelo BACEN.

Tabela 4 – Enquadramento dos Níveis de Risco

Nível de risco	Observações
Nível A	Atraso até 14 dias
Nível B	Atraso entre 15 e 30 dias, no mínimo
Nível C	Atraso entre 31 e 60 dias, no mínimo
Nível D	Atraso entre 61 e 90 dias, no mínimo
Nível E	Atraso entre 91 e 120 dias, no mínimo
Nível F	Atraso entre 121 e 150 dias, no mínimo
Nível G	Atraso entre 151 e 180 dias, no mínimo
Nível H	Atraso superior a 180 dias

Fonte: Resolução n°2682 do Bacen (1999)

Percebe-se, pela Tabela 4, que à medida que a parcela de um contrato do cooperado vai ficando em aberto, o mesmo vai avançando no nível de risco. Todavia, quando o cooperado apresenta mais de uma operação de crédito, “a classificação deve ser definida considerando aquela que apresentar maior risco”, conforme determinado pela Resolução n°2682. Consequentemente, segundo a Resolução, “em caso de atraso em algum contrato ativo, o sistema arrastará todos os outros contratos existentes, mesmo aqueles considerados em dia, para o maior nível de risco”.

A base de dados disponibilizada pelo Sicoob Nossacoop registrou 6.383 contratos, que estavam em aberto em 31/12/2012. Nessa base, foi possível observar cooperados com quantidade de contratos diferentes. O limite máximo observado de contrato por cooperado foi de 10 contratos. Esses cooperados representavam 85% da base original, no total de 5.002 cooperados. Assim sendo, o número de contratos não representou o número de cooperados do Sicoob Nossacoop. Todavia, como o objetivo deste trabalho é avaliar o risco, optou-se por trabalhar com todos os 6.383 contratos.

Dessa forma, o modelo proposto de *Credit Scoring* teve como foco a avaliação do risco do cooperado (Pessoa Física) com o objetivo de aprovar ou não uma nova concessão de crédito. Resumindo, considerou-se na base de dados todos os contratos que, no período de 08/1997 a 12/2012, estavam em aberto, nas finalidades acima apresentadas (Crédito Pessoal, Financiamento de veículos, Cheque especial/Conta garantida e Cartão de Crédito). A opção de não trabalhar com Pessoa Jurídica decorreu da constatação de que havia um cooperado, com liberação de crédito, na data base escolhida.

4.5 Planejamento e definições do Modelo de *Credit Scoring*

Os modelos de *Credit Scoring* são baseados em dados históricos de clientes e utilizados para subsidiar a decisão ou avaliação de um cliente futuro, acerca do produto investigado, ou seja, avaliar se um futuro cliente terá chances de se tornar inadimplente com a instituição. Esse tipo de modelo pode ser empregado para específicos produtos, tais como crédito pessoal, cheque especial, financiamentos (veículos ou imóveis), entre outros.

A base de dados disponibilizada pelo Sicoob Nossacoop apresentou contratos vinculados a algumas modalidades. Observa-se, pela Tabela 5, a alta concentração de contratos cadastrados na modalidade de Crédito Pessoal (com e sem consignação em folha de pagamento). Para uma instituição financeira, que disponibiliza várias modalidades de crédito, a ideia é construir um modelo de *scoring* para avaliar o risco de cada produto como cheque especial e cartão de crédito. Devido à baixa frequência nas modalidades “Aquisição de Bens”, “Cheque Especial” e “Crédito Rotativo vinculado ao Cartão de Crédito”, na base de dados do Sicoob Nossacoop, optou-se por trabalhar somente com a modalidade Crédito Pessoal, por não haver dados suficientes para a análise nos demais produtos.

Tabela 5 – Distribuição de Produto e Modalidades dos Contratos

Produtos e modalidades dos Contratos	Frequência	%
Aquisição de Bens – Veículos Automotores	130	2,04%
Cheque Especial e Conta Garantida	4	0,06%
Crédito Pessoal – Com Consignação em Folha de Pagamento	3.931	61,59%
Crédito Pessoal – Sem Consignação em Folha de Pagamento	2.316	36,28%
Credito Rotativo Vinculado ao Cartão de Credito	2	0,03%
Total Geral	6.383	100,00%

Fonte: Elaborado pela autora

Sendo assim, houve redução na base inicial de 6.383 para 6.247 contratos. Em sequência, foi analisada a porcentagem de dados ausentes em cada uma das variáveis presentes na base de dados. Da base total de 6.247 contratos na modalidade de Crédito Pessoal, 363 não apresentaram registros de informação para a variável SALÁRIO, de acordo com a Tabela 6. Portanto, foram descartados os contratos que se encontravam nesta situação.

Tabela 6 – Comparação de dados completos e ausentes

Salário	Frequência	%
Dados completos	5.884	94%
Dados ausentes da variável SALÁRIO	363	6%
Total	6.247	100%

Fonte: Elaborada pela autora

As demais variáveis não apresentaram ausência de registro. Portanto, a construção do modelo proposto para o Sicoob Nossacoop utilizou os dados completos de uma amostra final de **5.884 contratos** que foram concedidos na forma de **Crédito Pessoal**, em períodos diferentes e que estavam em aberto na data base de dezembro de 2012.

Considerando que as primeiras etapas do desenvolvimento de modelos de *credit scoring* são fundamentais para o sucesso do modelo, este trabalho se propôs a seguir as etapas de desenvolvimento apresentadas por Gonçalves, Corrêa e Mantovani (2013), que considera ser preciso especificar, inicialmente: definição de cooperados adimplentes e inadimplentes, relacionada ao conceito de inadimplência; seleção da amostra representativa da base histórica de cooperados; preparação da base de dados e variáveis utilizadas no modelo e apresentação da análise descritiva.

4.5.1 Definição de cooperados adimplentes e inadimplentes para o Sicoob Nossacoop

O objetivo do modelo de *Credit Scoring* é prever, na data da decisão do crédito, a probabilidade de que o mesmo, se concedido, incorra em perda para a instituição. A definição operacional do que seja essa perda é, provavelmente, a mais complexa e controvertida no desenvolvimento deste modelo (SICSÚ, 2010).

A perda financeira de uma operação de crédito pode ser entendida como a diferença, na data do vencimento, entre o valor concedido mais juros e o valor efetivamente pago. Na prática bancária, não se considera “inadimplente” o cliente com apenas alguns dias de atraso no pagamento (YANAKA, 2009). Mas, também, não há um consenso estabelecendo, entre os estudiosos, o número que caracterizaria a inadimplência, pois há registros de estudos que utilizam períodos superiores a 30 dias (HAND e ADMS (2000) e CHEREGATI (2008)); superiores a 60 dias (AVERY, CALEM e CANNER, 2004); superiores a 90 dias (DINH e KLEIMEIER (2007); KOCENDA e VOJTEK (2009)), ou que consideram um meio termo entre

60 ou 90 dias de atraso (YANAKA, 2009). Nesse contexto, o Novo Acordo da Basiléia, § 452, considera que houve inadimplência quando o tomador está em atraso há mais de 90 dias em qualquer obrigação material de crédito junto ao grupo bancário.

Os Bancos Comerciais por serem a principal instituição financeira da sociedade podem trabalhar com prazos a partir de 90 dias, pois têm a seu favor um número expressivo de clientes; taxas elevadas de crédito, além de um portfólio de produtos e serviços, que juntos compõe suas receitas, conforme Figura 9 e Tabela 7.

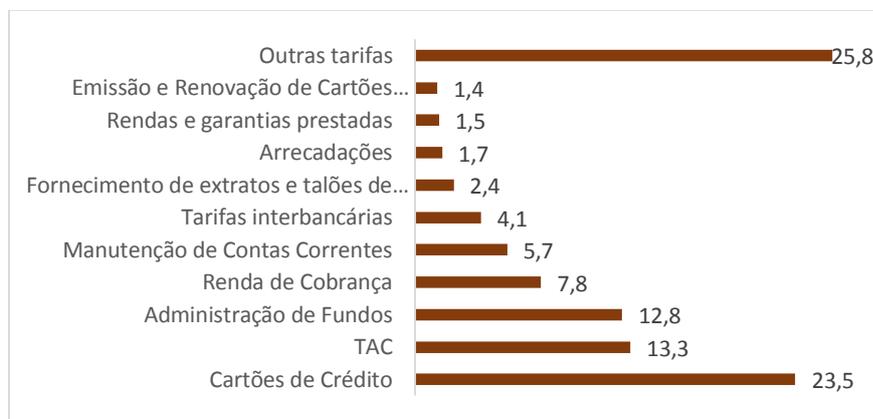


Figura 9 – Composição das Receitas com serviços (%)
Fonte: Febraban, 2008

A Tabela 7 apresenta os valores cobrados pelos produtos e serviços mais usuais, de dois dos mais conhecidos bancos comerciais e do Bancoob – Banco Cooperativo do Brasil S. A. No caso específicos das cooperativas de crédito, os valores apresentados pelo Bancoob referem-se ao custo cobrado pelas Cooperativas, pela utilização do produto ou serviço.

Tabela 7 – Tarifas dos produtos e serviços dos principais Bancos Comerciais

Produtos e serviços mais usuais	Banco do Brasil	CEF	Bancoob
CADASTRO			
Confecção de cadastro para início de relacionamento	---	R\$30,00	R\$20,00
CONTA DE DEPÓSITO			
Fornecimento de folhas de cheque/por cheque	R\$1,10	R\$1,05	R\$0,30
Saque de conta depósito à vista – saque pessoal	R\$2,00	R\$2,00	R\$1,00
Saque de conta depósito à vista – saque terminal	R\$1,20	R\$1,15	R\$1,00
Fornecimento de extrato de um período	R\$1,20	R\$1,20	R\$1,00
TRANSFERÊNCIA DE RECURSOS			
Transferência por meio de DOC	R\$13,20	R\$12,85	R\$12,00
Transferência por meio de TED	R\$13,20	R\$12,85	R\$12,00
Transferência entre contas na própria instituição	R\$1,00	R\$1,00	R\$1,50
PACOTE PADRONIZADO			
Pacote padronizado de serviço I	R\$9,80	R\$9,50	R\$9,000
Pacote padronizado de serviço II	R\$12,00	R\$11,90	---
Pacote padronizado de serviço III	R\$16,00	R\$15,80	---
Pacote padronizado de serviço IV	R\$24,00	R\$23,90	---
CARTÃO DE CRÉDITO			
Anuidade – cartão básico nacional	R\$45,00	R\$45,00	R\$28,80
Fornecimento da 2ª via do cartão	R\$5,00	R\$5,00	---

Fonte: Elaborada pela autora considerando dados do BACEN (2014)

Percebe-se, dessa forma, que no caso especial das Cooperativas de Crédito, o contexto é diferente. Para estabelecer um período que defina quais cooperados serão considerados inadimplentes, é preciso trazer a discussão, pelo menos, 3 aspectos.

Primeiro, se destaca a avaliação do resultado da cooperativa pelos cooperados. Quando se fala em resultado da cooperativa, o primeiro pensamento é lembrar que Receita menos Despesas é igual a Lucro (no caso de cooperativas, o lucro é substituído por sobras). As formas de receitas operacionais são, basicamente, através de empréstimo e tarifas bancárias. As estratégias das cooperativas de crédito no mercado divergem quanto à cobrança de tarifas bancárias. Há as que cobram tarifas motivadas pela boa oportunidade de geração de novas receitas, em complemento, as rendas decorrentes da intermediação financeira, ou seja, captar e emprestar recursos. A Tabela 8 destaca as três maiores Cooperativas de Crédito do Estado de Minas Gerais, segundo OCEMG (2013), considerando o número de cooperados, comparado as tarifas de produtos e serviços mais usados, disponibilizados pelo BACEN (2014).

Tabela 8 – Tarifas dos produtos e serviços de cooperativas de crédito

Produtos e serviços mais usuais	Sicoob Credicom	Sicoob Agrocredi	Sicoob Vale do Aço	Sicoob Nossacoop
CADASTRO				
Confecção de cadastro para início de relacionamento	R\$15,00	R\$15,00	---	---
CONTA DE DEPÓSITO				
Fornecimento de folhas de cheque/por cheque	R\$1,00	R\$0,20	R\$0,45	---
Saque de conta depósito à vista – saque pessoal	R\$4,80	---	---	---
Saque de conta depósito à vista – saque terminal	R\$4,80	---	---	R\$6,00
Fornecimento de extrato de um período	R\$1,30	R\$1,30	R\$0,50	---
TRANSFERÊNCIA DE RECURSOS				
Transferência por meio de DOC	R\$11,30	R\$5,00	R\$10,00	R\$10,00
Transferência por meio de TED	R\$5,90	R\$5,00	R\$10,00	R\$10,00
Transferência entre contas na própria instituição	R\$0,80	---	---	R\$5,00
PACOTE PADRONIZADO				
Pacote padronizado de serviço I	R\$7,50	---	R\$12,90	---
Pacote padronizado de serviço II	R\$10,50	---	---	---
Pacote padronizado de serviço III	R\$18,00	---	---	---
Pacote padronizado de serviço IV	R\$21,50	---	---	---
CARTÃO DE CRÉDITO				
Anuidade – cartão básico nacional	R\$36,00	R\$48,00	R\$30,00	---
Fornecimento da 2ª via do cartão	R\$5,50	R\$8,50	R\$4,50	R\$15,00

Fonte: Elaborada pela autora considerando dados do BACEN (2014)

Mas, há, também, as que optaram por não cobrar tarifas bancárias como isenção de Pacote Padronizado, Anuidade do cartão de crédito básico, fornecimento de extratos e folhas de cheques, e repassar somente o custo de outros serviços como saque no terminal e transferências na forma de DOC ou TED, que é o caso do Sicoob Nossacoop; estas identificam nessa estratégia, um diferencial competitivo frente às outras Instituições Financeiras; Estratégia essa que corrobora sua função social.

Assim, percebe-se, pela Tabela 8, que as receitas das prestações de serviços estão ainda em patamares muito aquém, se compararmos com a realidade bancária. Portanto, a principal fonte de receitas operacionais das Cooperativas de Crédito fica quase que restrita ao papel desempenhado como intermediador financeiro.

Dessa forma, a concessão do crédito assume papel fundamental para as cooperativas. Para evitar perdas financeiras, compete ao Diretor Presidente, como o principal Diretor Executivo da Cooperativa, conforme estabelece a Seção V, Art. 83, Estatuto Social, supervisionar as operações e atividades e verificar, tempestivamente, o estado econômico-financeiro da Cooperativa. Portanto, deve-se acompanhar o comportamento da carteira de crédito, verificando, mensalmente, se há atrasos nas quitações das parcelas das operações de crédito e, caso isso ocorra, propor medidas para regularização dessa inadimplência. O impacto negativo

dessa inadimplência é visualizado pelo Balancete Patrimonial, porque atrasos nos pagamentos das parcelas dos empréstimos, ocasionam aumento na conta de despesa “Provisão para Devedores Duvidosos”, reduzindo, conseqüentemente, o resultado da cooperativa.

Em segundo lugar, tem-se a avaliação das Cooperativas Centrais de Crédito, às quais estão vinculadas e que apresentam como função organizar, em maior escala, as estruturas de administração e suporte de interesse comum das cooperativas singulares filiadas, exercendo sobre elas, entre outras funções, supervisão de funcionamento, capacitação de administradores, gerentes e associados, e auditoria de demonstrações financeiras (RESOLUÇÃO CMN nº 3.859/2010). Um dos mecanismos utilizados pelas Cooperativas Centrais de Crédito é o relatório de Monitoramento *on line*, apresentado no capítulo anterior.

Por fim, como terceiro ponto, tem-se a importância da imagem da cooperativa no mercado. Apesar do potencial de crescimento do segmento no Brasil e da importância que vem adquirindo, é grande o desconhecimento sobre cooperativismo de crédito em nosso país, por parte do público em geral (PINHEIRO, 2008) ou até mesmo da maioria dos jornalistas que cobrem o setor econômico (RAINHO, 2013). Dessa forma, é fundamental o papel dos gestores de cooperativas, diante das oscilações de mercado, de conseguir gerar resultados positivos e promover a discussão sobre o tema, por exemplo. Qualquer resultado diferente ou má conduta pode trazer mudanças no comportamento dos atuais cooperados.

A definição do período mais adequado para classificar os cooperados em inadimplentes depende, portanto, das necessidades e objetivos de cada instituição. Diante do contexto, para o Sicoob Nossacoop foram considerados cooperados inadimplentes aqueles com atraso superior a 30 dias, ou seja, aqueles que apresentarem, no mínimo, risco B na instituição, conforme Resolução nº2682 do BACEN.

Considerando o parâmetro definido acima, a base de dados disponibilizada pelo Sicoob Nossacoop apresentou as seguintes informações históricas: 4.841 contratos considerados adimplentes (Risco BACEN menor ou igual a B) e 1.043 contratos considerados inadimplentes (Risco BACEN maior ou igual a C), totalizando 5.884 contratos. Dessa forma, no universo da base, a proporção de contratos adimplentes é 82% *versus* 18% inadimplentes. Para a definição do modelo, partiu-se da avaliação desses dois grupos distintos (adimplentes e inadimplentes):

Grupo 1: contratos considerados inadimplentes, ou seja, possuem Risco BACEN superior ou igual ao nível de classificação C, por apresentarem parcelas com atrasos superiores a 30 dias.

Grupo 0: contratos considerados adimplentes, ou seja, possuem Risco BACEN igual ou inferior ao nível de classificação B; por apresentarem parcelas com atrasos inferiores ou iguais a 30 dias.

4.5.2 Seleção da amostra representativa da base histórica de cooperados

Para o grupo de adimplentes e inadimplentes, Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013) reforçam a importância, na seleção da amostra representativa da base histórica, de a base de dados ter o mesmo tamanho, em determinada modalidade, para se evitar possível viés; não existindo, portanto, um número fixo para a amostra.

Em um processo de aplicação do modelo de *credit scoring*, o procedimento consiste em separar a base de dados em duas amostras. Uma para estabelecer os parâmetros do modelo, denominado de Calibração e outra para validar o modelo encontrado, conhecido por Validação. Na literatura não existe uma regra rígida que estabeleça a proporção ideal nessa divisão da amostra. Há opções que trabalharam na proporção de 60%-40% ou 75%-25% (HAIR JR. *et al.*, 2005), 80% e 20% (GEVERT, 2009) ou 50% e 50% (GONÇALVES, GOUVÊA e MANTOVANI, 2013), respectivamente. Neste trabalho, em função da base de dados apresentada para a modalidade crédito pessoal, optou-se por trabalhar com 20,4% e 79,6% para as etapas de Calibração e Validação, respectivamente.

A justificativa por esses percentuais iniciou na identificação dos percentuais da amostra na etapa de Calibração do modelo. Após separar os dois grupos em Adimplentes e Inadimplentes, verificou-se que o Grupo 1 apresentou menor quantidade de cooperados (1.043). Então, para manter a mesma proporção entre os Grupos 0 e 1, utilizou-se 57,1% de amostra do Grupo 1 e 12,9% do Grupo 0, em relação ao total cadastrado na base de dados. No mercado brasileiro, as instituições financeiras como Banco Real e Santander costumam utilizar uma proporção de 60%, dentro de um grupo, para essa etapa inicial. Todavia, diante da base de dados disponibilizada, este trabalho optou por 57,1%, considerando que para 60% a amostra da validação seria ainda menor. Desta forma, tem-se o total de 1.200 contratos para a construção de um modelo para avaliação do risco, conforme disposto na Tabela 9.

Tabela 9 – Divisão da amostra por etapa de trabalho

Etapas	Calibração	Validação	Total
Grupo 0	600	4.241	4.841
Grupo 1	600	443	1.043
Total	1.200	4.684	5.884

Fonte: Elaborada pela autora

Para a segunda etapa, foi utilizado o restante da amostra. Portanto, 443 cooperados restantes para o Grupo 1 e 4.241 do Grupo 0, totalizando uma base dados final para validação de 4.684 cooperados.

4.5.3 *Preparação da base e variáveis utilizadas no modelo*

O banco de dados foi devidamente preparado para aplicação e estimação do modelo para avaliação do risco. Em todas as variáveis disponibilizadas, foi avaliada, também, a presença de dados ausentes e/ou discrepantes.

Sobre dados discrepantes, observou-se que algumas variáveis em sua forma original apresentavam dados que distorciam dos demais. Para não descartar esta informação e reduzir a base de dados, foram buscadas alternativas para tratar os dados. Para os valores registrados na base de dados com informação de superioridade (ou distância) dos outros valores, foi fixado um valor máximo com base na distribuição das frequências dos valores. Dessa forma, foram substituídos os maiores valores, que representavam dados discrepantes, pelo segundo valor máximo da variável. Apenas duas variáveis receberam este tratamento: Idade e Salário.

Para a variável IDADE, observou-se inicialmente o valor máximo de 113 anos para 9 cooperados. O processo escolhido para minimizar o efeito desses dados discrepantes foi fixar um valor mais próximo aos demais, permanecendo com a informação de que esse dado é diferente dos outros. Observou-se na base de dados que o segundo maior valor registrado era de 90 anos. Assim, os valores de 113 anos foram substituídos por 91 anos. O mesmo procedimento foi realizado para a variável SALÁRIO, que apresentou o valor máximo de R\$37.971,00; dessa forma, fixou-se o valor do limite superior como sendo R\$ 34.000,00, maior que o valor de R\$33.000,00.

Após esses ajustes, a fim de auxiliar a interpretação do modelo, o procedimento foi categorizar algumas variáveis contínuas. Segundo Rosa (2000), a categorização das variáveis contínuas promove alguns ganhos ao modelo na interpretação e na estabilidade. Na interpretação, com a categorização das variáveis, os modelos tornam-se mais fáceis de ser aplicados e a interpretação dos pesos relativos às categorias das variáveis fica mais simples. E na estabilidade do Modelo já que, com a inclusão das variáveis categóricas, o mesmo fica menos suscetível, a presença de *outliers*.

Para categorização de variáveis em Modelos de Regressão Logística, o método CHAID tem sido utilizado (CHEREGATI, 2008; SILVA, 2011). Esta técnica consiste em uma estatística χ^2 (qui-quadrado) para detectar comportamento de homogeneidade entre as variáveis (CHEREGATI, 2008). Todavia, o CHAID é utilizado quando não se tem nenhuma ideia de como as variáveis se comportam ao longo dos grupos estudados.

No presente trabalho, essa técnica não foi utilizada, pois foram utilizados dois procedimentos para categorização das variáveis: utilização de relatório já existente como do IBGE e observação da distribuição de frequência de cada variável, pois não fazia sentido criar uma categoria que apresentasse apenas 3 registros. Após os ajustes mencionados, a análise dos dados foi desenvolvida utilizando os dados completos dos cooperados, em cada contrato, em todas as variáveis, que foram enquadradas em sóciodemográficas, financeiras e de relacionamento com a instituição.

4.5.3.1 Variáveis sociodemográficas

As variáveis sociodemográficas disponibilizadas pela base de dados e construídas para desenvolvimento do trabalho estão representadas na Tabela 10.

Tabela 10 – Variáveis sociodemográficas

Código	Descrição
IDADE	Idade do cooperado
SEXO	Sexo do associado, sendo 1 para Masculino e 0 para Feminino
EST_CIVIL	Estado civil (casado, solteiro, divorciado, separado, viúvo)
DEPT	Número de dependente registrado na cooperativa
CARGO	Cargo/ocupação do cooperado
CARGO_CBO	Família segundo CBO
ANOS_TRAB	Quantidade de anos no atual trabalho do associado
SALÁRIO	Salário bruto do associado
CLASSE	Classe social a qual o associado pertence
TIPO_MUN	Tipo de município do associado (Capital, Interior e Região Metropolitana)
BAIRRO	Bairro do associado
CIDADE	Cidade do associado
UF	Unidade Federativa
REGIAO_BAIRRO	De acordo com as regionais administrativas das cidades

Fonte: Elaborada pela autora

A variável **IDADE** foi gerada através da variável data de nascimento. A categorização dessa variável gerou, através da classificação de seus valores, a variável **FAIXA ETÁRIA**, conforme Tabela 11. As descrições foram apresentadas de acordo com a variação também utilizada pelo IBGE.

Tabela 11 – Variáveis categorizada FAIXA ETÁRIA

Valores	Descrição
1	Até 25 anos
2	Mais de 25 até 35 anos
3	Mais de 35 até 45 anos
4	Mais de 45 até 55 anos
5	Mais de 55 anos

Fonte: Elaborada pela autora

No campo **CARGO** percebeu-se, após análise inicial, que o registro do cargo do associado não foi realizado de forma correta pelos atendentes do Sicoob Nossacoop, já que foi possível encontrar registros, no mesmo campo, de cargo, função ou apenas do Departamento do cooperado.

Em busca de ajustar essas diferenças, utilizou-se a Classificação Brasileira de Ocupações – CBO, instituída por portaria ministerial nº. 397, de 9 de outubro de 2002, que tem por finalidade a identificação das ocupações no mercado de trabalho, para fins classificatórios junto aos registros administrativos e domiciliares. Assim, foi constituída a variável **CARGO_CBO**.

Através do registro da variável Data de Admissão no trabalho, foi gerada a variável **ANOS_TRAB** que representa a quantidade de anos de trabalho do associado. Depois, essa variável foi categorizada em faixa de tempo, conforme Tabela 12.

Tabela 12 – Variáveis categorizada ANOS_TRAB_CAT

Valores	Descrição
1	Até 5 anos
2	Mais de 5 até 10 anos
3	Mais de 10 até 25 anos
4	Mais de 25 até 50 anos
5	Mais de 50 anos

Fonte: Elaborada pela autora

O Sisbr disponibilizou também a variável **SALÁRIO**, que registra a renda bruta mensal do cooperado. Após a categorização, surgiu a variável **SAL_CAT**, que representa a faixa salarial do associado, conforme representado pela Tabela 13.

Tabela 13 – Variáveis categorizada SAL_CAT

Valores	Descrição
1	Até R\$1.356,00
2	Mais R\$1.356,00 até R\$3.390,00
3	Mais R\$3.390,00 até R\$6.780,00
4	Mais R\$6.780,00 até R\$13.560,00
5	Mais de R\$13.560,00

Fonte: Elaborada pela autora

As classificações da faixa salarial também se basearam na proposta do IBGE; porém, com uma pequena variação, devido à quantidade baixa clientes na segunda categoria. Assim, a variação na segunda faixa do IBGE, que era de 2 a 4 Salários Mínimos, neste trabalho foi ajustada para 2 a 5 Salários Mínimos, considerando os valores apresentados do Salário Mínimo de 2012.

Devido aos diversos valores registrados, optou-se, também, por identificar a Classe Social, gerando a variável **CLASSE**. O Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE – classifica os cidadãos brasileiros em 5 faixas de renda ou classes sociais, conforme o rendimento. A Tabela 14 apresenta os dados considerando que, em 2012, o salário mínimo era de R\$622,00 (seiscentos e vinte e dois reais).

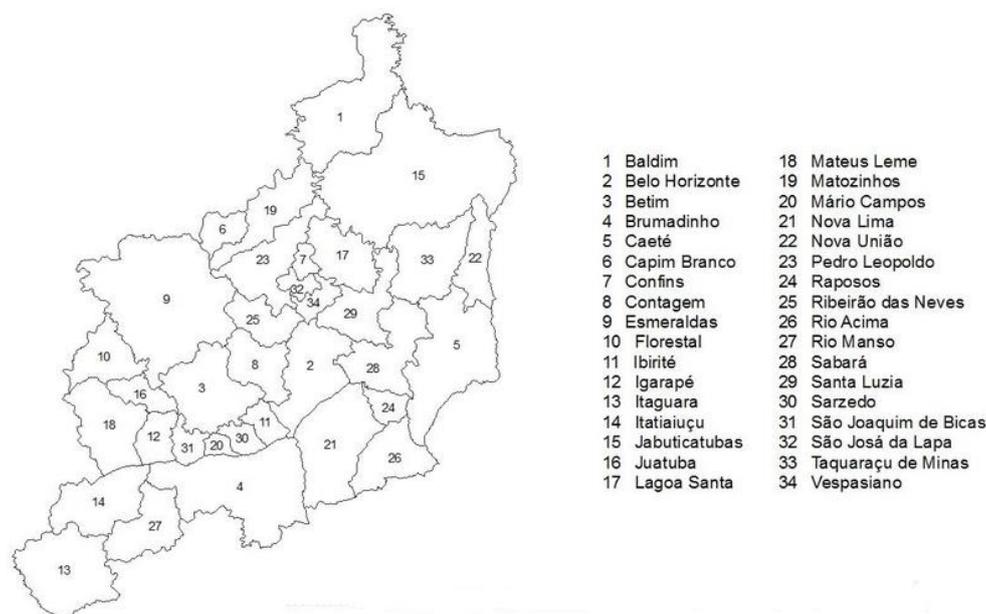
Tabela 14 – Classe Social baseada em Salários Mínimos

Classe Social	Salários Mínimos	Renda Familiar (R\$)
A	Acima de 20 Salários Mínimos	Superior a R\$12.440,01
B	Entre 10 a 20 Salários Mínimos	De R\$6.220,01 a R\$12.440,00
C	De 4 a 10 Salários Mínimos	De R\$2.488,01 a R\$6.220,00
D	De 2 a 4 Salários Mínimos	De R\$1.244,01 a R\$2.488,00
E	Até 2 Salários Mínimos	Até R\$1.244,00

Fonte: IBGE, 2012

Os dados cadastrais, relativos ao campo endereço, disponibilizados pelo sistema, foram: **BAIRRO**, **CIDADE** e **UF**. Para compreender mais facilmente a relação dessas variáveis com o fator inadimplência, foram criadas as variáveis **REGIAO_BAIRRO** e **TIPO_MUN** permitindo, dessa forma, identificar quais categorias são neutras ou apresentam menor ou maior risco.

O reagrupamento da variável **REGIAO_BAIRRO** levou em consideração as regionais administrativas de cada cidade. Como proposta para reagrupar a variável **TIPO_MUN** foi utilizada, inicialmente, as variáveis Capital e Interior. Todavia, em função do número elevado de cidades classificadas como “Interior”, este trabalho propôs inserir a variável Região Metropolitana de Belo Horizonte, devido à sua importância econômica e social para o Estado de Minas Gerais e para o país.

**Figura 10 – Região Metropolitana de Belo Horizonte**

Fonte: PBH, 2013.

Segundo a Prefeitura de Belo Horizonte (2013), a Região Metropolitana de Belo Horizonte foi criada em 1973 com 14 municípios. Atualmente, é composta por 34 municípios com aproximadamente 5 milhões de habitantes, e uma das maiores taxas de crescimento (aproximadamente 6,0% ao ano, na última década), quando comparada com outras regiões metropolitanas brasileiras, conforme FIG. 9.

4.5.3.2 Variáveis financeiras

A coleta e a análise das variáveis financeiras ocorreram após identificação de relatório isolado, já que o Sisbr não disponibiliza um relatório contendo todas as informações necessárias. A Tabela 15 apresenta essas variáveis, características de qualquer Instituição Financeira.

Tabela 15 – Variáveis financeiras

Código	Descrição
PROD_BACEN	Sub-modalidade BACEN
QTD_PARC	Quantidade de parcelas de cada operação
RISCO	Nível de risco de cada operação
SD_DEV	Saldo devedor de cada operação
CHEQ_ESP	Se o cooperado possui cheque especial
SEG	Especificação se o cliente possui o produto Sicoob de Seguros
UNIMED	Especificação se o cliente possui o produto da Valem de UNIMED
PREV	Especificação se o cliente possui o produto Sicoob de Previdência
CONS	Especificação se o cliente possui o produto Sicoob de Consórcio
TRANQ	Especificação se o cliente possui o produto SicoobTranquilidade
POUP	Especificação se o cliente possui o produto Sicoob Poupança
QTD_PROD	Quantidade de produtos

Fonte: Elaborada pela autora.

A variável **QTD_PARC** foi categorizada e gerou a variável **QTD_PARC_CAT**, que representa a quantidade de parcelas classificadas em aberto do contrato dívidas em faixas, como pode ser observado pela Tabela 16.

Tabela 16 – Variáveis categorizada QTD_PARC_CAT

Valores	Descrição
1	Até 5 parcelas
2	De 5 até 20 parcelas
3	De 20 até 50 parcelas
4	Acima de 50 parcelas

Fonte: Elaborada pela autora

Nas Instituições Financeiras autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil, a classificação do risco das operações são apresentadas na forma de nível, em ordem crescente, conforme Tabela 17.

Tabela 17 – Enquadramento dos Níveis de Risco

Nível de risco	Observações	Provisão
Nível A	Atraso até 14 dias	0,5%
Nível B	Atraso entre 15 e 30 dias, no mínimo	1%
Nível C	Atraso entre 31 e 60 dias, no mínimo	3%
Nível D	Atraso entre 61 e 90 dias, no mínimo	10%
Nível E	Atraso entre 91 e 120 dias, no mínimo	30%
Nível F	Atraso entre 121 e 150 dias, no mínimo	50%
Nível G	Atraso entre 151 e 180 dias, no mínimo	70%
Nível H	Atraso superior a 180 dias	100%

Fonte: Resolução n°2682 do Bacen (1999)

A variável **RISCO** representa o maior nível de risco das operações, conforme dito anteriormente, e a Resolução n°2682, do BACEN, classifica as operações de crédito de um mesmo cliente “considerando aquela que apresentar maior risco. Com isso, em caso de atraso em algum contrato ativo, o sistema arrastará todos os outros contratos existentes considerados em dia para o maior nível de risco”.

A variável **SD_DEV** também foi categorizada, gerando a variável **SD_DEV_CAT**, que representa o saldo devedor de um contrato classificado em faixas, como pode ser observado pela Tabela 18.

Tabela 18 – Variáveis categorizada SD_DEV_CAT

Valores	Descrição
1	Até R\$500,00
2	De R\$500,00 a R\$5.000,00
3	De R\$5.000,00 a R\$10.000,00
4	De R\$10.000,00 a R\$30.000,00
5	Acima de R\$30.000,00

Fonte: Elaborada pela autora

No Banco de Dados disponibilizado consta, ainda, o nível HH. O Art. 3º. da Resolução n°2682 prevê que a operação classificada como de risco nível H deve ser transferida para conta de compensação “créditos baixados para prejuízo”, nível HH, após decorridos seis meses da sua classificação nesse nível de risco, ou seja, após 360 dias.

Em outro relatório, há o registro dos cooperados que dispõem **CHEQ_ESP**. No Sicoob Nossacoop, a Política de liberação de cheque especial ainda é muito tímida e poucos cooperados dispõem desse produto.

Por fim, tem-se a variável **QTD_PROD**, que representa a quantidade de produtos do Sicoob adquiridos pelos cooperados. Essa variável foi gerada a partir da soma dos produtos de crédito disponibilizados na base de dados. Diante da queda da taxa de juros em 2012, os gestores do Sicoob Nossacoop, buscando atingir outro patamar de receitas operacionais, iniciaram a venda de produtos do sistema SICOOB, investindo em diversos canais de divulgação. Nesse período, estavam disponibilizados, a todos os cooperados, Seguros (Residencial, de Mulher e de Veículos), Previdência, Poupança, Sicoob Tranquilidade e Consórcios.

4.5.3.3 Variáveis de relacionamento com a Instituição

Na Tabela 19 são apresentadas as variáveis consideradas importantes para o relacionamento com a cooperativa.

Tabela 19 – Variáveis de relacionamento com a Instituição

Código	Descrição
SAL_COOP	Recebimento do crédito salário na cooperativa
INTG	Valor integralizado do Capital Social
CAP_CONT	Especificação se o cliente possui o produto Capitalização Continuada
DT_CAD	Data do cadastro (admissão) do associado na cooperativa
UND	Vínculo do associado de acordo com a Unidade Seccional (PA ou Sede)

Fonte: Elaborada pela autora

Apesar da variável **SAL_COOP** ser uma opção também para todas instituições financeiras, a escolha do associado pelo recebimento do crédito salário pela cooperativa representa um ponto forte da fidelidade com a cooperativa. Estrategicamente, o Sicoob Nossacoop tem beneficiado seus cooperados, com recebimento de um bônus, em caso de resultado positivo ao final do ano.

Em 2012, a Assembleia Geral do Sicoob Nossacoop aprovou o pagamento de R\$150,00 (cento e cinquenta reais), na forma de bônus, para todos 1.171 cooperados que optaram por receber seu crédito salário pela cooperativa, seja por Portabilidade Salarial ou transferência do crédito pela própria empresa através de DOC ou TED. Dessa forma, as transferências realizadas manualmente pelo associado não tiveram direito ao bônus.

A variável **INTG** representa o valor acumulado pelo cooperado desde sua admissão. Segundo o Estatuto Social, tem-se que:

Art. 20 O associado, pessoa física ou jurídica, admitindo após a constituição, subscreverá, ordinariamente, 200 (duzentas) quotas-partes de R\$1,00 (um real) cada uma, em valor de R\$200,00 (duzentos reais) integralizando, no mínimo 50% (cinquenta por cento) no ato da subscrição e o restante em até 5 (cinco) parcelas iguais, mensais e consecutivas.

Esta variável é característica das cooperativas de crédito. Todavia, o associado, pelo § 1º, se obriga a subscrever e integralizar o aumento contínuo do Capital Social, mensalmente, no mínimo 1% (um por cento) do seu vencimento bruto, gerando a variável **CAP_CONT**. O Estatuto Social anterior a 2012 não previa a obrigatoriedade da integralização continuada, permitindo que os cooperados pudessem optar.

Tabela 20 – Variáveis categorizada ANO_CLIENTE_CAT

Valores	Descrição
1	Até 5 anos
2	Mais de 5 até 10 anos
3	Acima de 10 anos

Fonte: Elaborada pela autora

Também estava disponível, na base de dados, a variável **DT_CAD**, conforme disposta na Tabela 20, que se refere à admissão como associado, após homologação do Conselho de Administração. Por fim, tem-se a variável **UNID** que indica em qual unidade seccional está locado o cooperado, que não precisa, necessariamente, ser a empresa que permitiu o vínculo com a cooperativa inicialmente. Isto porque o associado pode optar por centralizar sua movimentação na Sede (Campus da UFMG) ou em qualquer um dos Postos de Atendimento (PA CEFET; PA Ministério do Trabalho; PA Saúde; PA Fundação João Pinheiro; PA Unihorizontes; PA PUC e PA Unimontes).

4.5.4 *Análise descritiva*

Com o objetivo de analisar o comportamento das variáveis, foram empregadas técnicas exploratórias em todas as variáveis para os cooperados, que representaram 82% da base final (5.884 contratos). Iniciou-se o estudo apresentando a frequência das variáveis categóricas em

relação à variável resposta do estudo (Adimplente ou Inadimplente), enquadradas em Sociodemográficas, Financeiras e de Relacionamento com a Instituição.

Em complemento, foram utilizadas três medidas de Tendência Central: Média, Mediana e Variação para analisar as variáveis contínuas, que, no presente trabalho, são: Salário; Saldo Devedor; Idade; Integralização; Tempo como Cliente; Quantidade de anos de trabalho; Quantidade de parcelas; Quantidade de dependentes; Quantidade de produtos.

A Média foi utilizada para análise de dados isolados, pois possui como propriedade, ser um ponto de equilíbrio dos dados. Devido à discrepância da variável SALÁRIO, resolveu-se utilizar, também, a Mediana para representar um valor central entre as duas metades dessa amostra. Já como medida de Variação, optou-se por utilizar o desvio-padrão, que representa a variação de valores em relação à média (TRIOLA, 1998).

4.5.5 Definição da técnica para elaboração do modelo

Para análise dos dados, foram utilizadas técnicas estatísticas que permitiram melhor visualização das características gerais das variáveis estudadas. Além disso, com o objetivo de desenvolver um modelo de *Credit Scoring*, foi empregada a análise estatística **Regressão Logística**. Todas as análises estatísticas foram executadas no *software IBM SPSS Statistics for Windows*, versão 19.0.

A Regressão Logística é uma técnica muito utilizada para o desenvolvimento de modelos estatísticos, de acordo com Hair Jr. *et al* (2005). Esta técnica apresenta a vantagem de não exigir os pressupostos usualmente requisitados por outros métodos, como Regressão Linear. Pode ser definida, também, como uma técnica estatística utilizada na separação de dois grupos, que visa obter a probabilidade de que uma observação pertença a um conjunto determinado, em função do comportamento das variáveis independentes (HAIR JR *et al*, 2005). Ela é comumente utilizada para análise de dados com resposta binária ou dicotômica e consiste em relacionar, através de um modelo, a variável resposta (variável dependente binária) com fatores que influenciam ou não a probabilidade de ocorrência de determinado evento (variáveis independentes).

Assim, na regressão logística, a variável dependente, uma vez que possui caráter não métrico, é inserida através do uso de variáveis *dummy* (dicotômica ou binária), que assumem valor 0 para indicar a ausência de um atributo e 1 para indicar a presença de um atributo (GUJARATI, 2000).

Na aplicação, a técnica de Regressão Logística é utilizada para a avaliação da inadimplência de determinado grupo de clientes em situações relativas à concessão de crédito, assumindo que a probabilidade de inadimplência é logisticamente distribuída, com resultado binomial 0 ou 1.

O pesquisador, que tem um problema que envolva uma variável dependente dicotômica, não precisa utilizar métodos mais elaborados para suprir as limitações da regressão múltipla. A regressão logística aborda esses problemas de forma satisfatória (HAIR JR *et al.*, 2005). Um pesquisador pode preferir a Regressão Logística à Análise Discriminante, por exemplo, por dois motivos:

A análise discriminante depende do atendimento rígido dos pressupostos de normalidade multivariada e igualdade das matrizes de variância-covariância dos grupos – pressupostos que não são atendidos em muitas situações. A regressão logística não possui essas restrições e é muito mais robusta quando esses pressupostos não são atendidos, tornando-se apropriada em muitas situações. Mesmo quando os pressupostos são atendidos, alguns pesquisadores preferem a regressão logística porque ela é similar à regressão linear múltipla. Ela tem testes estatísticos simples, abordagens similares para incorporar variáveis métricas e não métricas e efeitos não-lineares, e uma ampla variedade de diagnósticos (HAIR JR *et al.*, 2005).

Além disso, de acordo com Silva (2011, p.102), é possível elencar alguns pontos que justificam o uso da Regressão Logística, em detrimento a outros modelo, como modelo para *Credit Scoring*:

- a) é a técnica mais recomendada, segundo Sicsú (2009);
- b) permite estimar diretamente a probabilidade de que um indivíduo venha a pertencer ao grupo dos inadimplentes, e nesse sentido os resultados são de fácil interpretação;
- c) não possui as limitações teóricas da Análise Discriminante;

Por fim, a escolha da Regressão Logística ocorreu por que se acredita-se que esta técnica seja mais adequada para operacionalizar (implantar e administrar), tornando a avaliação do gestor de crédito, que muitas vezes não apresenta conhecimento de Excel e Estatística, mais coerente (SICSÚ, 2009). A forma exata da equação para Regressão Logística pode ser arranjada de várias maneiras, mas a versão escolhida foi na forma de probabilidade, como em Field (2009). Dessa

forma, matematicamente, a probabilidade de inadimplência de cada cooperado foi calculada pela seguinte equação:

$$P(\text{inadimplência}) = \frac{\exp(z)}{1 + \exp(z)} = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (12)$$

Em que,

$P(\text{inadimplência})$ = é uma função de z . Quanto maior o valor de z , maior será o valor da probabilidade. Observa-se, também, que a probabilidade, representada pela equação 10, deverá verificar a restrição de estar entre 0 e 1, sendo que, segundo Field (2009), um valor próximo de 1 significa que a ocorrência da variável é bem provável. Já para o resultado zero, a ocorrência é bastante improvável.

z = representa uma função linear.

Este estudo também verificou a suposição de normalidade, um dos pressupostos mais comuns nos testes estatísticos multivariados, apesar da Regressão Logística não depender que esta suposição seja cumprida, segundo (HAIR JR *et al*, 2005). Para o autor, a Regressão Logística é muito mais robusta quando tais pressupostos não são satisfeitos, sendo por estas e outras razões uma aplicação muito comum. O Teste de Normalidade de Anderson Darling utilizado busca testar as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \text{os dados seguem uma distribuição normal } N(\mu, \sigma^2) \\ H_1: \text{os dados NÃO seguem uma distribuição normal } N(\mu, \sigma^2) \end{cases}$$

Na equação logística cada variável previsoras tem seu próprio coeficiente. Quando a análise é executada é preciso estimar os valores desses coeficientes para que seja possível utilizar a equação. Mas, para isso, um dos pontos a se observar na aplicação da regressão logística é a ausência de multicolinearidade entre as variáveis a serem usadas no modelo.

4.5.6 Desenvolvimento modelo para avaliação do risco

A seleção do melhor modelo se inicia com a estimativa dos parâmetros; em seguida, com a definição das variáveis que farão parte do modelo, finalizando com análise da significância da equação encontrada. As próximas etapas consistem em testar a qualidade do modelo, bem como testar sua qualidade preditiva.

4.5.6.1 Estimativa dos Parâmetros

Um método muito utilizado para estimação de parâmetros em inferência estatística é o de Máxima Verossimilhança – MV (MINGOTI, 2005). Especificamente, esse método seleciona os coeficientes que tornam os valores observados mais prováveis de terem ocorrido (FIELD, 2009). Os valores estimados serão aqueles que maximizarão esta função e que são obtidos derivando-a, em relação a cada parâmetro encontrado, depois igualando-se as expressões finais a zero.

No SPSS, em vez de relatar o valor da verossimilhança-log, o valor é multiplicado por -2 (e algumas vezes denominado -2VL: essa multiplicação é feita porque -2VL tem uma distribuição aproximadamente qui-quadrado e, dessa forma, é possível comparar os seus valores contra aqueles que esperaríamos que fossem obtidos apenas por acaso (FIELD, 2009).

Um modelo bem ajustado terá um valor pequeno para -2VL. O valor mínimo para -2VL é zero. Um ajuste perfeito tem uma verossimilhança de 1 e, portanto, -2VL igual a zero (HAIR JR *et al.*, 2005).

4.5.6.2 Definição das variáveis do Modelo

Para escolher as variáveis mais significativas para a discriminação no modelo, é recomendada a utilização na regressão de um dos métodos: *Forward*, *Backward* e *Stepwise*. Os mais recomendáveis são o *Backward* e *Stepwise*, pois o *Forward* tem o inconveniente de produzir, em alguns momentos, modelos em que nem todas as variáveis são significativas (MINGOTI, 2005).

Para Mingoti (2005), a diferença entre *Backward* e *Stepwise* está no procedimento de identificar quais variáveis são significativas. Enquanto o primeiro método considera todas as variáveis

candidatas à discriminação, como parte de um único modelo de regressão, o segundo inicia o procedimento dando entrada com cada variável.

A regressão *Stepwise* geralmente é escolhida por estudos exploratórios (GONÇALVES, 2008; SEMEDO, 2009; GONÇALVES, CORRÊA e MANTOVANI, 2013). Quando se está utilizando este tipo de regressão, o pesquisador está interessado apenas em descrever relacionamentos pouco conhecidos entre as variáveis, e não em os explicar (ABBAD e TORRES, 2002).

Diante deste contexto, este estudo empregará o método de estimação *Stepwise*, processo de estimação de modelos estatísticos, que envolve a inclusão ou exclusão das variáveis independentes na Regressão Logística, uma por vez, de acordo com o poder de discriminação que agregam ao grupo de variáveis preditivas.

Foram processados vários modelos de *Stepwise* até se obter o modelo que apresentava o melhor resultado. O método que resultou em melhor desempenho, apresentando um modelo com resultados satisfatórios, foi o *Forward Stepwise Likelihood-ratio* LR (teste da razão de verossimilhança). Em modelos *Forward Stepwise*, inicia-se apenas com o termo da constante e a cada passo conseguinte é incluído à variável com menor nível de significância para o escore estatístico, desde que seja menor do que um valor de remoção (*cutoff*) (GONÇALVES, 2005). Neste estudo optou-se pela utilização de um *cutoff* de 0,05, pois, para este valor, o modelo apresentou melhor sensibilidade dos dados.

Segundo a teoria, as etapas continuam até que nenhuma mais variável fosse elegível à entrada no modelo. Foram realizadas diversas simulações até se obter o modelo que apresentasse a melhor qualidade de ajuste. Neste estudo, optou-se por apresentar apenas o modelo que gerou o melhor resultado; todavia, os resultados do passo a passo se encontram no anexo deste trabalho.

4.5.6.3 Teste de Significância dos parâmetros do modelo

Na regressão logística, é utilizada a estatística de *Wald* para testar a significância da equação estimada (HAIR JR *et al.*, 2005) e fornece a significância estatística de cada coeficiente estimado, de modo que o teste de hipóteses pode ocorrer como acontece na regressão múltipla. A estatística de Wald é definida como o quadrado da razão entre o coeficiente logístico estimado e o seu erro padrão. Matematicamente, tem-se:

$$Wald = \frac{b}{\epsilon_b} \quad (13)$$

Em que,

b = coeficiente de regressão;

ϵ_b = erro padrão do coeficiente de regressão

Por meio desta estatística, conforme mencionado, testa-se a hipótese de que o coeficiente logístico de cada variável independente seja igual a zero. Mas, essa estatística deve ser vista com cautela porque quando o coeficiente de regressão é grande, o erro padrão tende a ficar inflacionado, resultando em uma estatística Wald subestimada (FIELD, 2009).

4.5.6.4 Avaliação da qualidade do modelo

Na avaliação da qualidade do modelo optou-se por utilizar o teste de razão de verossimilhança, a utilização das medidas de adequação de ajuste do R^2 de Cox-Snell e Nagelkerke e o teste de Hosmer Lemeshow.

O teste de razão de verossimilhança (RV) baseia-se no Princípio de Máxima Verossimilhança (MV). Na regressão logística, o teste de RV é baseado nas diferenças entre os logaritmos da função verossimilhança para os modelos com e sem restrição, e avalia se o valor de log-verossimilhança é suficientemente grande para concluir que as variáveis retiradas são importantes para o modelo (SEMEDO, 2009). Matematicamente, tem-se a equação abaixo, segundo o autor,

$$\lambda = \ln \frac{l(\beta_R)}{l(\beta_U)} = l(\beta_R) - l(\beta_U) \quad (14)$$

Em que,

$l(\beta_R)$ = valor máximo do logaritmo de log-verossimilhança com os $k - 1$ parâmetros igual a zero, exceto a constante;

$l(\beta_U)$ = valor máximo do logaritmo da função de máxima verossimilhança, sem restrição.

Quando se fala em regressão linear, o coeficiente de correlação R^2 se torna muito útil (FIELD, 2009). Contudo, em regressão múltipla, especificamente, para Regressão Logística, esse coeficiente é substituído pelas medidas de R^2 de Cox-Snell e R^2 Nagelkerke. A primeira baseia-se na verossimilhança-log do modelo obtido e a verossimilhança-log do modelo original, cuja escala inicia em zero, todavia não alcançando o valor máximo de 1. Já a segunda medida foi corrigida por Nagelkerke (1991), mas mesmo apresentando resultados diferentes, é possível que conjuntamente possam ser consideradas as mesmas (FIELD, 2009).

No Teste Hosmer e Lemeshow sugere-se que o intervalo de 0 a 1 seja dividido em intervalos mutuamente exclusivos, comparando-se, em seguida, as frequências esperadas e as observadas em cada grupo. Para Semedo (2009, p.59) a elaboração do teste consiste nos seguintes passos:

1. Para cada observação estima-se a probabilidade de sucesso;
2. Ordenam-se as probabilidades estimadas por ordem crescente;
3. Agrupam-se os dados de acordo com os decis das probabilidades estimadas;
4. Em cada decil, dividem-se as observações e os valores esperados para o sucesso e insucesso;
5. Calculam-se as estatísticas de teste da semelhança do cálculo de uma tabela de contingência.

A estatística do Teste Hosmer e Lemeshow fornece uma indicação da qualidade de ajuste do modelo e, portanto, valores altos nessa estatística evidenciam fraca aderência aos dados. Resumidamente, o teste de Hosmer e Lemeshow avalia as diferenças entre as classificações previstas pelo modelo e as observadas. Se as diferenças forem significativas, o grau de acurácia do modelo não é bom.

4.5.6.5 Avaliação da qualidade preditiva do modelo

Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, este estudo se propõe a utilizar três testes: Contingências das previsões, Kolmogorov-Smirnov (KS) e Curva de ROC.

Em algumas situações, quando a regra de decisão de crédito é elaborada a partir de um modelo de classificação, a regra deve ser razoavelmente justificada, e a justificativa deve ser transparente e interpretável; tanto para o credor como para o tomador de crédito. Em outras situações, a velocidade de decisões de crédito é muito importante (LIU, 2002). Como o processo de análise e concessão de crédito é contínuo, este estudo sugere a utilização de uma tabela de contingência, como mais uma opção para avaliação do modelo, por definir um ponto de corte que identificará e mensurará o número de decisões verdadeiras e falsas. A utilização desta tabela, conforme Sabbatini (1995), sugere que os resultados previstos são comparados com os reais.

O Quadro 1 exemplifica esse contexto, dispondo valores positivos que o sistema julgou positivos, ou seja, como verdadeiros positivos (acerto); valores positivos que o sistema julgou negativos, ou seja, como falso negativo (erro); valores negativos que o sistema julgou como negativos, ou seja, como verdadeiros negativos (acerto), e, por fim, valores negativos que o sistema julgou positivos como falso positivos (erro).

Quadro 1 – Tabela de contingência das previsões

		Valor verdadeiro (confirmado por análise)	
		Positivos	Negativos
Valor previsto (previsto pelo modelo)	Positivos	VP Verdadeiro positivo	FP Falso positivo
	Negativos	FN Falso negativo	VN Verdadeiro negativo

Fonte: Adaptado de Liu (2002)

Percebe-se, pela contextualização do Quadro 1, que a matriz se refere a dois tipos de erro: I e II. O erro tipo I, representado pelo Falso Positivo (FP), é também conhecido por risco de crédito,

por indicar que clientes "maus" estão sendo classificados como "bons". Se uma instituição de crédito tem uma alta taxa, nesse quesito, sugere que a Política de concessão de crédito é muito generosa, ficando a instituição exposta ao risco (LIU, 2002). O autor ainda complementa que o erro tipo II, caracterizado pelo Falso Negativo (FN), é conhecido por risco comercial. Seu valor indica que clientes considerados "bons" estão sendo classificados como "ruins". Quando isso acontece, a instituição está recusando conceder crédito a clientes "bons".

Do Quadro 1 é possível identificar termos decorrentes das relações entre os resultados, como Acurácia, Sensibilidade, Especificidade e Preditividade. A Acurácia, Sensibilidade, Especificidade, Preditividade e Eficiência Geral do Modelo são apresentadas abaixo conforme Liu (2002). A **Acurácia** representa a proporção de predições corretas, sem levar em consideração o que é positivo ou negativo, sendo mensurado por:

$$ACC = \frac{\text{Total de acertos (VP+VN)}}{\text{Total de dados no conjunto}} \quad (15)$$

A **Sensibilidade** representa a proporção de verdadeiros positivos, ou seja, a capacidade do modelo em prever corretamente a condição para casos que estão corretos. Matematicamente tem-se:

$$SENS = \frac{\text{Acertos positivos}}{\text{Total de positivos}} \quad (16)$$

Outro termo é a **Especificidade**, que representa a proporção de verdadeiros negativos, ou seja, a capacidade do sistema em prever corretamente a ausência da condição para casos que realmente não a têm, conforme equação abaixo.

$$ESPEC = \frac{\text{Acertos negativos}}{\text{Total de negativos}} \quad (17)$$

Por fim, tem-se o termo **Preditividade**, que pode ser analisado sobre o enfoque positivo ou negativo. No caso do positivo, a proporção de verdadeiros positivos em relação a todas as predições positivas é dado por:

$$PPV = \frac{\text{Acertos positivos}}{\text{Total de predições positivas}} \quad (18)$$

No caso negativo, a proporção de verdadeiros negativos em relação a todas as predições negativas, a mensuração é dada por:

$$NPV = \frac{\textit{Acertos negativos}}{\textit{Total de predições negativas}} \quad (19)$$

Por fim, sugere-se utilizar, também, a medida de **Eficiência Geral do Modelo**, que representa a média aritmética da Sensibilidade e Especificidade. Esta medida permite trabalhar em situações em que a sensibilidade e a especificidade podem estar em direções opostas. Isto é, geralmente, quando um método for muito sensível a positivos, ele tende a gerar muitos falso-positivos, e vice-versa.

O teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) é uma técnica, não paramétrica, muito utilizada (ALVES, 2008; SEMEDO, 2009; GONÇALVES, GOUVÊA, MANTOVANI, 2013) para definir critérios de comparação de modelos. Segundo Silva (2011), o teste KS representa a maior diferença entre as distribuições acumuladas de adimplentes e inadimplentes. Assim, quanto maior a distância, maior a diferença entre os dois grupos; em consequência, melhor poder discriminatório do modelo.

No Teste KS, primeiramente, definem-se as duas populações a serem avaliadas. Neste estudo, as duas populações (amostras) avaliadas são: clientes inadimplentes e adimplentes. Através do modelo escolhido, são geradas as probabilidades de inadimplência de cada população. Essas probabilidades são divididas em intervalos iguais e, para cada uma, é determinada a frequência acumulada. Após essa etapa, em cada intervalo calcula-se a diferença entre as frequências acumuladas de cada uma das populações. O resultado do Teste de KS será o maior valor obtido no cálculo das diferenças dos intervalos de cada uma das populações. Matematicamente, tem-se:

$$KS = \textit{Max}[F(x) - G(x)] \quad (20)$$

Em que,

$F(x)$ = representa os valores de uma população;

$G(x)$ = representa os valores da outra população.

Quanto maior for o resultado do Teste KS, melhor o ajustamento do modelo, conforme estabelece a Tabela 21, para interpretação e avaliação da estatística do teste de KS.

Tabela 21 – Nível de discriminação do Teste KS

Valores de KS	Nível de Discriminação
Abaixo de 20%	Baixa discriminação
De 20% a 30%	Discriminação aceitável
De 30% a 40%	Boa discriminação
De 40% a 50%	Excelente discriminação
Acima de 50%	Discriminação excepcional

Fonte: Horner e Lemeshow (2000)

Para avaliar a qualidade de discriminação do modelo, também pode-se examinar por meio da curva de sensibilidade e especificidade *Receiver Operating Characteristic* (ROC). A análise da área sobre a curva ROC dos modelos baseia-se nas definições de sensibilidade e especificidade. Sensibilidade pode ser entendida como a capacidade de identificar os maus créditos, enquanto que a especificidade é a capacidade de identificar os bons créditos (SICSÚ, 2010; SILVA, 2011). Neste trabalho, optou-se por denominar os maus e bons créditos em inadimplentes e adimplentes, respectivamente.

A partir da aplicação da curva, é possível validar o modelo de risco de crédito medindo a assertividade do mesmo. O procedimento inicia-se com a definição de um ponto de corte, ou um limiar de decisão, para se classificar e registrar o número de predições positivas e negativas. Como este ponto de corte pode ser selecionado arbitrariamente, a melhor prática para se comparar o desempenho de diversos modelos é estudar o efeito de seleção de diversos pontos de corte sobre a saída dos dados.

Para cada ponto de corte, foram calculados valores de sensibilidade e especificidade, que puderam, então, ser dispostos em um gráfico denominado curva ROC, que representa, no eixo das ordenadas, os valores de sensibilidade, e nas abscissas, o complemento da especificidade, ou seja, o valor (1-especificidade).

As curvas ROC consideradas boas estarão entre a linha diagonal e a linha perfeita, onde quanto maior a distância da linha diagonal, melhor o modelo. Horner e Lemeshow (2000, p. 160) sugeriram alguns pontos de cortes e a interpretação dos mesmos para avaliação das curvas ROC, conforme Tabela 22.

Tabela 22 – Descrição de pontos de cortes proposto por Horner e Lemeshow (2000)

Ponto de Corte	Descrição
$ROC = 0,5$	Sugere sem poder discriminante
$0,7 \leq ROC < 0,8$	Aceitável poder discriminante
$0,8 \leq ROC < 0,9$	Excelente poder discriminante
$ROC \geq 0,9$	Excepcional poder discriminante

Fonte: Horner e Lemeshow (2000)

4.5.7 Avaliação do melhor modelo

Para avaliar se o modelo encontrado para avaliação do risco mantém seu poder preditivo, ou seja, se apresenta boa aderência e capacidade de previsão, a amostra deverá ser dividida em duas partes, sendo uma utilizada na construção do modelo chamado de Calibração e a outra para Validação do mesmo (HAIR JR., 2005).

4.5.7.1 Modelo de Calibração

Conforme mencionado, a primeira etapa para estimação do modelo é a fase da calibração ou ajuste do *Modelo Credit Scoring*. Para essa etapa, será utilizada uma amostra de 1.200 contratos, sendo 600 pertencentes ao “Grupo 1”, e 600 ao “Grupo 0” de estudo. A estrutura do modelo de Calibração pode ser visualizada pela FIG. 10.

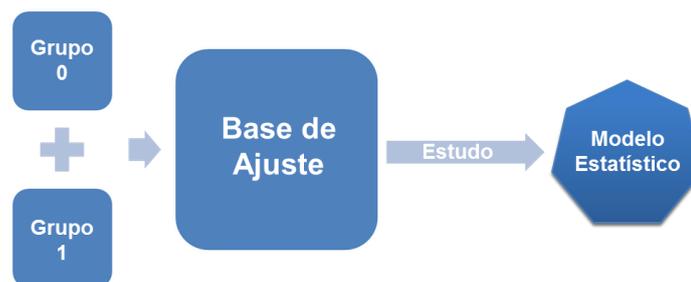


Figura 11 – Estrutura do modelo de Calibração

Fonte: Elaborada pela autora

4.5.7.2 Modelo de Validação

A segunda etapa para elaboração de um modelo *Credit Scoring* é a validação do modelo que apresentou melhor resultado na fase de calibração. O objetivo da etapa de validação é verificar se o modelo da fase de calibração está classificando bem casos genéricos; ou seja, se não é

eficaz apenas para as amostras de ajuste do modelo, ou amostras de treinamento. Esse fenômeno é chamado de *overfitting* (sobre ajuste). A FIG. 11 ilustra a estrutura para esse tipo de modelo.



Figura 12 – Estrutura do modelo de Validação

Fonte: Elaborada pela autora

Para validação final do modelo ajustado, foi considerada uma base de teste com 443 contratos do Grupo 1 (Inadimplentes) e 4.241 contratos do Grupo 0 (Adimplentes), totalizando 4.684 contratos de operações de crédito.

4 ANÁLISE DOS DADOS

Este tópico se propõe a apresentar o comportamento das variáveis disponibilizadas pela base de dados do Sicoob Nossacoop. A apresentação da discussão se baseará nas classificações das variáveis, conforme discriminado no capítulo anterior.

4.1 Análise Descritiva dos dados

4.1.1 Variáveis sociodemográficas

A análise descritiva das variáveis sociodemográficas contínuas está disposta na Tabela 23. A variável SALÁRIO apresentou média com valor bem elevado, considerando o mínimo e máximo registrados. Todavia, considerando um desvio-padrão, percebe-se que 80,68% dos cooperados estão enquadrados na faixa de R\$837,55 a R\$7.784,33.

Tabela 23 – Estatísticas descritivas variáveis contínuas sociodemográficas

Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-Padrão
SALÁRIO (R\$)	200,00	20.000,00	4.310,94	3.473,39	3.527,04
IDADE	20,00	91,0	50,2	51,00	11,98
ANOS_TRAB	2	60	19,15	19,00	11,80
DEPT	0	8	0,92	1,00	1,10

Fonte: Elaborada pela autora

Pelas faixas de salário, obtidas pela categorização, percebe-se que 80,9% dos cooperados estão enquadrados nos valores de R\$1.356,00 a R\$13.560,00, conforme Tabela 24.

Tabela 24 – Descrição da variável SALÁRIO, por faixa e por Grupo

Faixa de Salário	% Total	% Adimplente	% Inadimplente
Até R\$1.356,00	16,69%	13,94%	37,68%
Mais de R\$1.356,00 até R\$3.390,00	31,53%	32,05%	34,46%
Mais de R\$3.390,00 até R\$6.780,00	35,88%	37,31%	18,04%
Mais de R\$6.780,00 até R\$13.560,00	12,68%	13,38%	7,33%
Mais de R\$13.560,00	3,23%	3,32%	2,49%

Fonte: Elaborada pela autora

Em termos dos grupos Adimplente e Inadimplente, os resultados sugerem que o valor médio da variável SALÁRIO, considerando o cadastro do cooperado, foi de R\$4.352,65 e R\$4.117,37, respectivamente; valores estes muito próximos considerando a base total utilizada. Por outro lado, evidencia-se, no grupo de Inadimplentes, uma proporção de 37,68% na faixa de “Até R\$1.356,00”.

Sabe-se que esta variável tem importância ímpar no processo de avaliação das operações de crédito, já que o rendimento do cooperado determina o limite de 30%, que pode ser descontado.

Nesse contexto, vale destacar que dos mais de 80% dos cooperados, enquadrados em um desvio padrão, 26% apresentaram cadastro desatualizado, ao considerar as datas de liberação da operação de crédito e a última atualização cadastral.

Não se pode afirmar, entretanto, que a inadimplência observada aconteceu devido à não atualização do cadastro do cooperado. Todavia, considerando a possibilidade de alteração do salário do cooperado para menor, a atualização poderia evitar conceder operações com parcelas superiores a 30% do rendimento líquido. Para o Sicoob Nossacoop, a exigência da atualização cadastral tem gerado reclamações, em função do extenso e demorado processo, que requer assinatura em vários formulários.

Em relação à variável IDADE dos cooperados, observa-se, pela FIG. 12, que mais de 66% daqueles enquadrados como Adimplentes estão concentrados na faixa etária de “Mais de 45 anos”, seguida da faixa de “Mais de 55 anos”. Esse resultado sugere que os cooperados do Sicoob Nossacoop têm perfil de pessoas mais maduras. Além disso, é possível verificar, que não há diferenças relevantes entre os grupos de Inadimplência e Adimplência, nestas faixas.

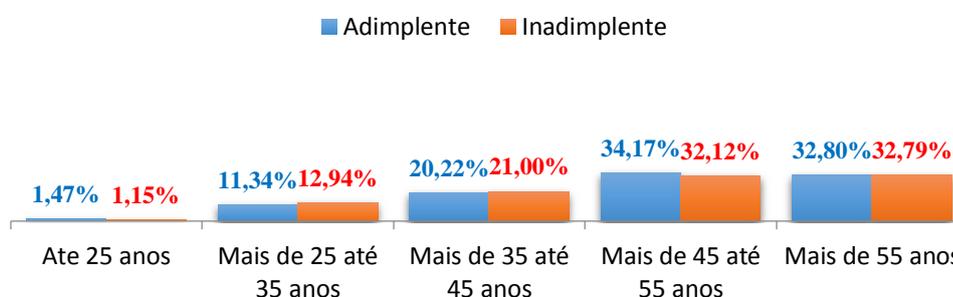


Figura 13 – Faixa etária cooperados

Fonte: Elaborada pela autora

Em relação às variáveis categóricas, observou-se que 58,3% dos cooperados pertencem ao sexo feminino e 41,7% ao masculino. Os resultados para Estado Civil indicaram que a proporção de Adimplementos na classificação como Casado é ligeiramente superior. Já para as classificações “Divorciado/Desquitados/Separado”, “Solteiro” e “Viúvo”, a proporção de Inadimplentes é ligeiramente maior.

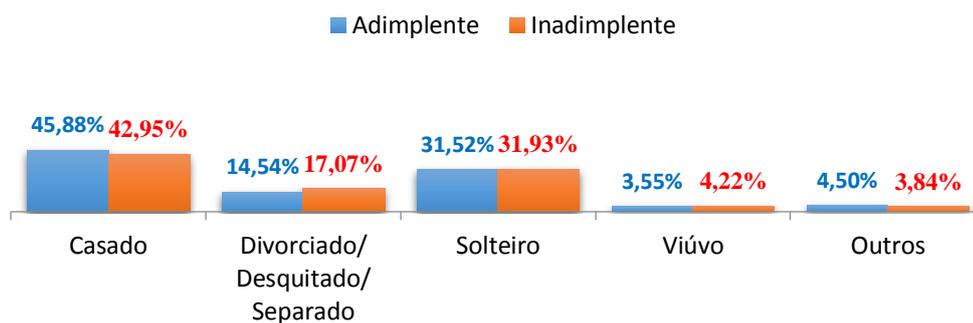


Figura 14 – Estado civil do cooperado

Fonte: Elaborada pela autora

A regra de atualizar a informação, quanto ao estado civil do cooperado, ocorre sempre que um cooperado deseja realizar uma operação de crédito. Essa regra consta no MIG Cadastro, aprovado pela Diretoria Executiva do Sicoob Nossacoop, que estabelece:

O estado civil do cadastrado deve ser comprovado por meio de um dos seguintes documentos:

- a) casado, certidão de casamento; b) divorciado, certidão de casamento com averbação do novo estado civil, se o novo documento de identificação não constar a mudança;
- c) viúvo, certidão de óbito do cônjuge falecido ou certidão de casamento com averbação de óbito do cônjuge.
- d) a união estável deverá ser declarada em campo específico da ficha cadastral.

Todavia, a solicitação dessa informação tem gerado desconforto em vários cooperados, que alegam que em outras instituições financeiras esse dado não é solicitado e tão pouco condicionante para atualização do cadastro.

Quanto a variável classe social do cooperado percebeu-se maior concentração na Classe C, de 4 a 10 salários mínimos, tanto para o grupo dos Adimplentes quanto para os Inadimplentes. Apesar dessa concentração houve, também, distribuição significativa entre as classes E, D e B.

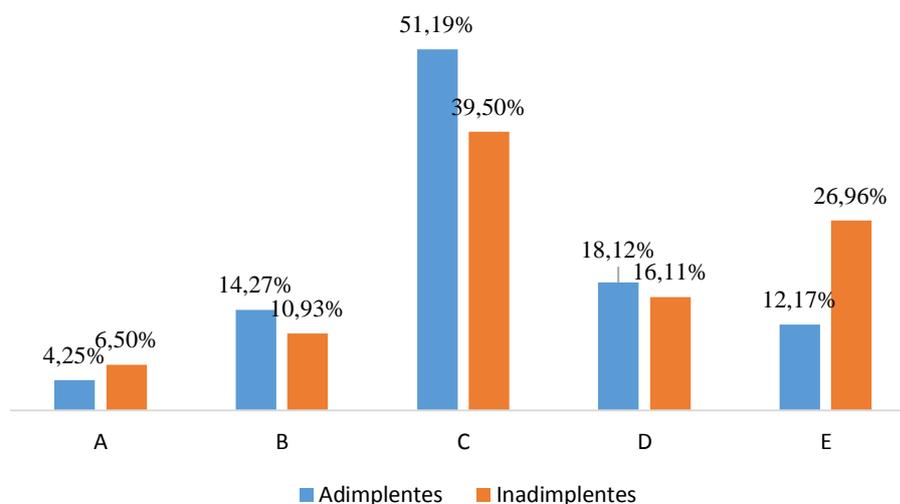


Figura 15 – Classe social dos cooperados

Fonte: Elaborada pela autora

A variável contínua ANOS_TRAB refere-se aos anos no trabalho, segundo cadastro do cooperado. Diante dos resultados da média e desvio-padrão, observa-se que 59% dos cooperados estão enquadrados na faixa de 7,35 a 30,95 anos. Em relação ao grupo de Adimplência e Inadimplência, os resultados sugerem que os cooperados desse grupo apresentaram, em média, 19,55 e 17,32 anos no trabalho, respectivamente.

Por fim, a variável TIPO_MUN que indica se o cooperado mora em Belo Horizonte, na Região Metropolitana ou no Interior de Minas Gerais. A análise dos resultados sugere que 61% dos cooperados estejam centrados na capital de Minas Gerais e 20,3% na Região Metropolitana.

4.1.2 Variáveis financeiras

Com relação ao tipo de Crédito Pessoal que os cooperados contrataram, percebe-se, por meio da FIG. 15, que a maior concentração de Inadimplentes se encontra no produto Crédito Pessoal Sem Consignação, enquanto a maior concentração de Adimplentes está no produto Crédito Pessoal Com Consignação.

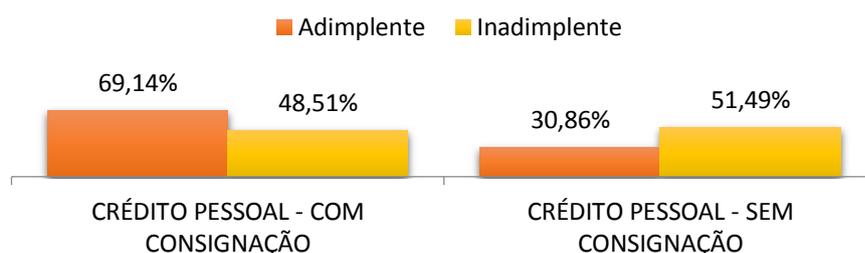


Figura 16 – Modalidade de Crédito Pessoal realizado pelo cooperado

Fonte: Elaborada pela autora

As modalidades de crédito pessoal, com ou sem consignação, representam o **carro chefe** das liberações de operação de crédito. A opção sem consignação é concedida para débito em conta corrente e dirigida, normalmente, aos cooperados que optaram por receber o crédito salário pela cooperativa, respeitando a margem de 30% do rendimento líquido. Além desse critério, a apresentação de garantias ou aval para a operação pode, também, representar condição favorável para desconto em conta corrente, principalmente, para aqueles cooperados que já apresentam margem comprometida com outras instituições financeiras ou restrição cadastral.

A inadimplência nessa modalidade pode acontecer, por exemplo, pela retirada do crédito salário da cooperativa, possível pela Portabilidade Salarial, na qual o cooperado pode escolher em qual instituição financeira terá creditado seu salário. Não foi realizada nenhuma pesquisa pelo Sicoob Nossacoop que apontasse as causas dessa decisão. Todavia, **observa-se que os gestores da cooperativa, preocupando-se com o risco individual de cooperado, principalmente daqueles que já demonstram dificuldade no pagamento das parcelas, solicitam de todos os cooperados, inclusive os que recebem créditos salários pela cooperativa, a apresentação de avalistas ou garantias para novas liberações ou renegociações dos contratos já existentes. Insatisfeitos com essa política, muitos acabam por optar pela transferência do recebimento do crédito salário, deixando de honrar o pagamento das parcelas assumidas anteriormente na cooperativa (grifo meu).**

Na FIG. 15, chama-se atenção para o percentual expressivo de 48,51% da carteira de inadimplência na modalidade cadastrada com desconto em folha de pagamento, já que esta modalidade apresenta risco menor, aumentando a margem de segurança da instituição. Inicialmente, chamou atenção o fato de as operações deste grupo terem sido realizadas para

servidores públicos federais. Isto, porque desde outubro de 2010, a cooperativa utiliza o sistema ConsistSCA.

Após análises, percebeu-se que, nessa carteira de inadimplência, 23% das liberações ocorreram antes da assinatura com o convênio ConsistSCA. Naquela época, o processo de averbação era feito de forma manual. Os atendentes, ao realizar um contrato na modalidade de desconto em folha de pagamento, repassavam ao funcionário da Retaguarda uma partida contábil, informando dados do contrato, como prazo da operação, valor da prestação e final liberado.

Muitas vezes, os funcionários erravam na finalização desse procedimento, “esquecendo” de encaminhar as partidas contábeis para o setor responsável (grifo meu).

Em relação ao restante das liberações consideradas Inadimplentes, na modalidade de desconto em folha de pagamento, 77% indicavam operações não averbadas ou que saíram da folha, ou seja, deixaram de ser descontadas. Não há, a princípio, uma justificativa plausível. Na base de dados, há registros de contratos realizados para vários períodos, inclusive superiores a 60 meses, padrão estabelecido pela cooperativa para liberações de operações consideradas normais. Analisando os casos apontados e observando o dia a dia da cooperativa, alguns fatores podem ter contribuído para que a inadimplência nesta modalidade:

Para os casos de não averbação on-line

- o sistema de averbação *on-line* pode ter apresentado instabilidade de conexão no dia da operacionalização da operação, e devido à urgência do cooperado, a mesma foi realizada de forma manual pelo funcionário;
- houve descuido do funcionário no momento da digitação, registrando de forma errada matrícula do cooperado ou até mesmo o valor da prestação.

Para os casos que deixaram de ser descontadas

- diante do recebimento das férias, os cooperados podem esquecer de provisionar o valor do débito na cooperativa, para o mês que eles não receberiam o salário. Assim, em caso do cooperado não apresentar margem disponível, a Instituição da Fonte Geradora debitará apenas a parcela do mês, deixando em aberto a do mês anterior referente as férias;

- **inclusão de deduções prioritárias, denominados compulsórias, na folha de pagamento (grifo meu).**

Em relação ao risco dos contratos observa-se, pela FIG. 16, que mais de 93% considerados adimplentes estão classificados no nível de risco A, com até 15 dias de atraso. Já para os inadimplentes, percebe-se a superioridade da carteira de Prejuízo com 44,9% dos contratos.

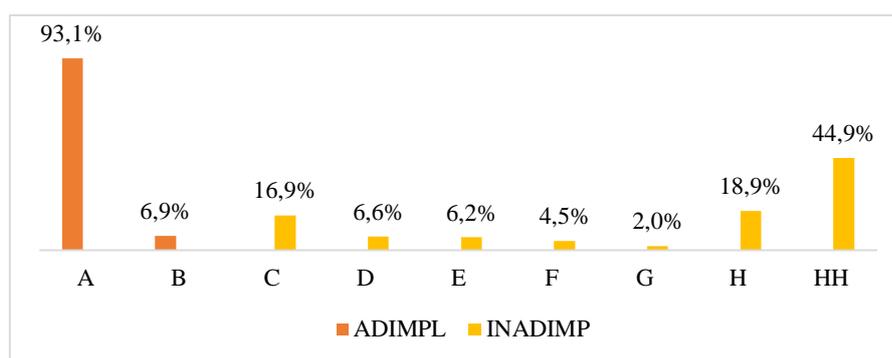


Figura 17 – Risco dos contratos

Fonte: Elaborada pela autora

A FIG. 16 destaca, no grupo de Inadimplentes, os contratos classificados com o risco C, ou seja, com parcelas em aberto superior a 30 dias. É importante lembrar que os contratos são classificados de acordo com o maior nível de risco. Portanto, o cooperado que realizou mais de uma operação de crédito, seja em folha de pagamento ou não, pode ter seus contratos enquadrados como nível C, por exemplo, considerando atraso em apenas um contrato. Por outro lado, existe a possibilidade, também, de não haver cobrança efetiva do setor de cobrança da instituição. Isto porque houve, em 2012, uma rotatividade alta neste setor, com troca de funcionários e da gerência responsável, bem como da negativa do cooperado em negociar sua dívida, já que o setor deixou as instalações da SEDE, assumindo um espaço no Posto de Atendimento do MTE, no Centro.

Explorando a variável, observou-se que não houve, significativamente, discrepâncias entre as quantidades médias de parcelas realizadas pelos grupos Adimplentes e Inadimplentes, sendo de 38 e 40, respectivamente. A participação expressiva da carteira de Prejuízo, que representa atraso superior a 360 dias, merece, também, atenção neste trabalho. Para a quantidade de parcelas para este grupo isolado, a média verificada foi de 30; menor, se comparada aos grupos Adimplentes e Inadimplentes.

A carteira de Prejuízo já não impacta no resultado da cooperativa, pois já foram provisionados anteriormente. Dos 44,9% dos contratos, 71,38% foram cadastradas sem consignação em folha de pagamento.

Tabela 25 – Descrição da carteira de Prejuízo

Variáveis	Com Consignação	Integralização Superior	Sem Consignação	Integralização Superior
Até R\$1.000,00	21,18%	77,78%	32,08%	73,53%
De R\$1.000,01 até R\$5.000,00	60,00%	35,29%	44,81%	33,68%
De R\$5.000,01 até R\$10.000,00	15,29%	0,00%	13,68%	10,34%
Acima de R\$10.000,00	3,53%	0,00%	9,43%	0,00%
Total	100,00%		100,00%	

Fonte: Elaborada pela autora

Os resultados apresentados pela Tabela 25 apresentam informações importantes nesta carteira. Primeiro, as operações realizadas possuem saldo devedor concentrado na 2ª. faixa de classificação, de até R\$5.000,00. Além disso, os cooperados apresentaram valores de Capital Social superior ao saldo devedor, em dezembro de 2012, também nas duas primeiras faixas de classificação. Por fim, após análise da base de dados, percebeu-se que algumas operações foram liberadas sem atualização cadastral, já que a data de atualização que constava no sistema era inferior à data da operação de crédito.

O saldo devedor é uma das variáveis contínuas dentre as variáveis financeiras. Os resultados apresentados pela Tabela 26 indicam uma variação substancial entre os valores mínimo e máximo para SD_DEV (saldo devedor do contrato).

Tabela 26 – Estatísticas descritivas das variáveis financeiras

Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-Padrão
SD_DEV (R\$)	0,12	387.874,25	6.736,19	3.540,44	13.551,94
QTD_PROD	0	4	0,44	0,00	0,61

Fonte: Elaborada pela autora

Explorando os valores desta variável, percebe-se que ela contempla 94,95% contratos cadastrados nos níveis de risco de A a H, e 5,05% contratos em prejuízo, representados pela letra HH. Retirando os valores referentes ao risco HH, percebeu-se que 90,18% dos contratos da base de dados possuíam valores até R\$15.000,00. Além disso, do total de liberações com consignação no contracheque, 89,54% se referiam a valores até R\$15.000,00. A representatividade, para a mesma faixa de valores, também ocorreu para as liberações sem consignação.

Não há uma norma, no Sicoob Nossacoop, que estabeleça critérios para liberação de crédito condicionadas ao saldo devedor do cooperado. No dia a dia, os Gerentes Operacionais, tanto da Sede quanto dos PA's, ou Gerente de Crédito muitas vezes passam a considerar essa variável quando o cooperado já não apresenta mais margem consignável.

Por fim, tem-se na Tabela 26, a quantidade de produtos, representados pela variável QTD_PROD. Dentre a relação de produtos e serviços oferecidos pelo Sicoob Nossacoop, destaca-se o cheque especial, um dos mais comuns produtos de crédito no mercado. De acordo com a FIG. 17, observa-se que um pouco mais 14% dos cooperados contrataram esse tipo de produto. E destes, a média do limite do cheque especial, tanto para adimplentes quanto para inadimplentes, é bem próxima.

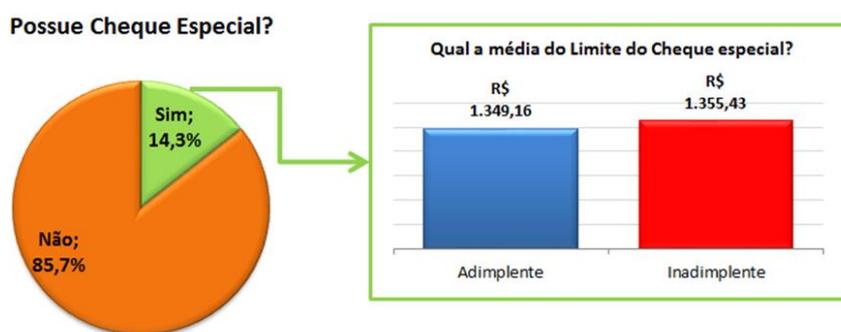


Figura 18 – Avaliação do Cheque-Especial

Fonte: Elaborada pela autora

O número reduzido de cheque especial está diretamente relacionado à Política de Crédito adotada pela instituição. As concessões de limite dependem do rendimento líquido e do risco do cooperado. Segundo o MOC (2012), os critérios são:

- Limite máximo de 75% do rendimento líquido mensal comprovado para risco A;
- Limite máximo de 35% do rendimento líquido mensal comprovado para risco B;
- Limite máximo de 10% do rendimento líquido mensal comprovado para risco C.

O risco é identificado após preenchimento de um Questionário de Avaliação de Risco, para cada nova operação de crédito, que resultará em uma classificação instituída pelo BACEN. Fica vedada a concessão de crédito aos cooperados cuja avaliação de risco resultar nas classificações

D, E, F, G e H. No entanto, à Diretoria-Executiva da cooperativa pode encaminhar parecer favorável a concessão do limite de cheque especial ou enviar o pleito para avaliação do Conselho de Administração.

Quando ocorre a separação por grupos de adimplência e inadimplência, percebe-se, pela FIG. 18, que há uma distribuição quase uniforme entre aqueles que possuem cheque especial em relação aos que não possuem.

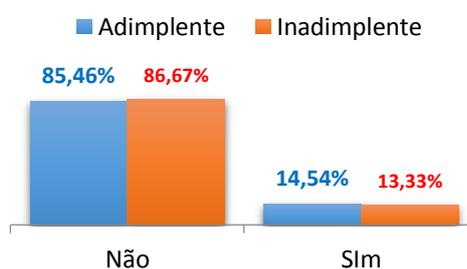


Figura 19 – Liberação de Cheque especial
Fonte: Elaborada pela autora

Devido ao número reduzido de cooperados com cheque especial e buscando criar uma relação mais próxima, os Gestores do Sicoob Nossacoop adotaram uma política de oferecer limite mínimo de R\$300,00 a todos os novos cooperados. Na análise era verificado se havia registro no cadastro de cheques sem fundos – CCF. A consequência desse procedimento foi aumento do índice de devolução de cheques. É claro que o aumento no índice não ocorreu em função dessa política, mas os dados sugerem que essa medida contribuiu no período. Atualmente, percebe-se uma redução da relação entre o alto índice de devolução e o 1º. Talão de cheque.

A regra atual para liberação do talão de cheque estabelece que a área operacional avalia o risco operacional de cada cooperado, ou seja, tempo de estabilidade, empresa a qual está vinculado, análise do contracheque, se recebe crédito salário pela cooperativa, análise do CCF, índice de endividamento na cooperativa, dentre outros. Após essa avaliação, a área operacional repassa ao Setor de Retaguarda o pedido do 1º. Talão de cheque. Após a primeira liberação, o acompanhamento é realizado pelo Setor de Retaguarda que verifica se:

- já foram utilizadas, pelo menos, 10 folhas do talão anterior;
- já foram devolvidos cheques com motivos 11 (no mínimo 3) e se foram ou não regularizados;

- o cooperado tem mantido devoluções de cheques constantes, ao longo de um determinado período (últimos 3 meses). Mesmo regularizando, nessa situação o cooperado não recebe o talão. Para entrega de novo talão, a retaguarda verifica se as folhas restante não apresentaram problemas de compensação;
- o cooperado tem depositado recurso, para cobrir o cheque, no mesmo dia da sua compensação, dentro do mês. Nesse caso, é informado que a liberação de um novo talão ocorrerá, após a compensação de, pelo menos, 12 folhas;
- o cooperado apresenta, pelo menos, 1 cheque com motivo 12. Nesse caso, a liberação de um novo talão é bloqueada automaticamente. Mesmo após a regularização desse cheque, a liberação de um novo talão deverá partir da análise da área operacional;

A FIG. 19 apresenta a proporção de Adimplentes e Inadimplentes em cada um dos produtos Sicoob. Inicialmente, cabe destacar que houve baixa aderência a todos os produtos. Esse resultado era esperado, já que as vendas eram ainda tímidas. Ao final de 2012, buscando melhorar esse cenário, a Diretoria Executiva propôs premiar o funcionário que conseguir superar ou igualar a meta estabelecida; ofereceu treinamentos constantes com profissionais do Sicoob Brasília ou do Sicoob Central Cecremge.

Essas mudanças repercutiram entre os funcionários que estavam acostumados a apenas liberar contratos. Conseqüentemente, houve, uma mudança de perfil nas contratações para assumir vaga no atendimento ou até internamente, realocando-os para outras áreas. Observa-se, também, que o fato da pessoa ter um produto ou serviço da cooperativa não tem criado vínculo com a instituição, pelo menos não até dezembro de 2012, pois a grande maioria dos cooperados que contrataram produtos ou serviços da cooperativa fecharam esse período inadimplentes.

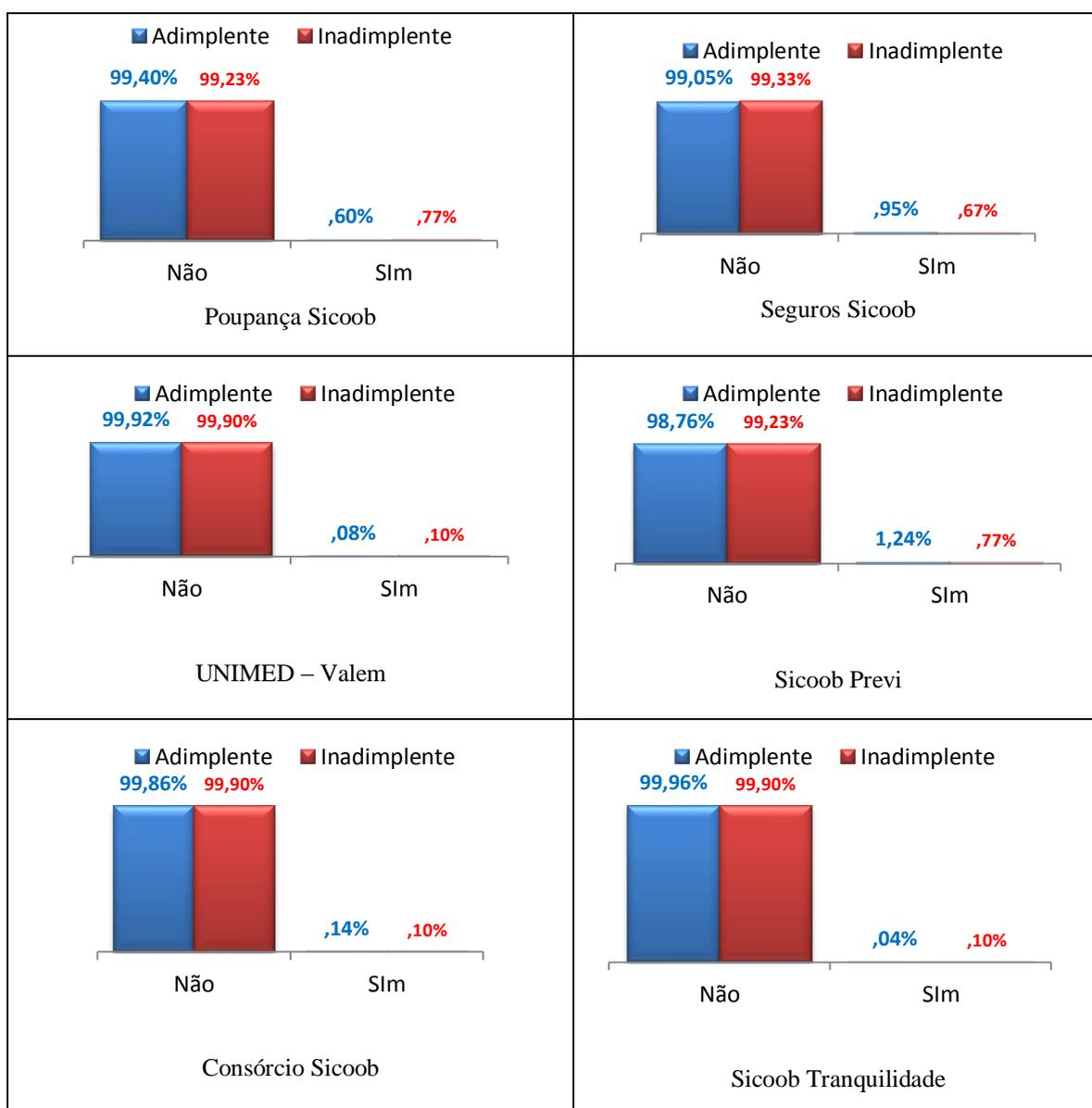


Figura 20 – Proporção produtos de crédito

Fonte: Elaborada pela autora

4.1.3 Variáveis de relacionamento com a cooperativa

A Unidade Seccional, a qual o cooperado está vinculado, foi classificada em 8 unidades diferentes, considerando a Sede e os Postos de Atendimento. Desses, 42,8% estão na Sede; 17,4%, no PA Saúde, e 15,7%, no PA Unimontes, considerando a base de cooperados. Em relação aos grupos já estabelecidos, as três maiores Unidades Seccionais citadas também possuem maior proporção de Inadimplentes e Adimplentes.

Não consta nessas unidades o PA da Polícia Federal, incorporada em 2013. Além disso, as unidades administrativas, sediadas na Fumec e em Barbacena, estão registradas no PA MTE e Sede, respectivamente, por ainda não atuarem como PA.

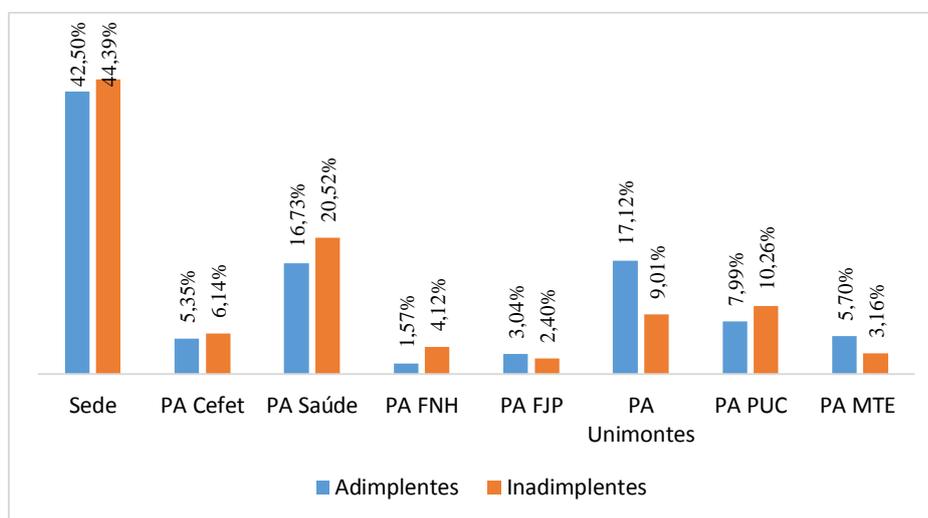


Figura 21 – Unidade Seccional do cooperado

Fonte: Elaborada pela autora

Dentre as variáveis de relacionamento, apenas duas foram cadastradas como contínuas. Os resultados apresentados pela Tabela 27 indicam uma variação substancial entre os valores mínimo e máximo para INTG (Integralização do Capital Social).

Tabela 27 – Estatísticas descritivas das variáveis de relacionamento

Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio-Padrão
INTG (R\$)	0	4.4412	2.367,30	1.779,345	2.705,352
DT_CAD	2	20	9,23	9,00	4,72

Fonte: Elaborada pela autora

Para se associar a uma cooperativa, o candidato deve ter sua admissão aprovada pelo Conselho de Administração, bem como integralizar quotas-partes, na forma prevista pelo Estatuto Social. Para o Sicoob Nossacoop, é exigido do candidato 200 quotas-partes, integralizando 50% no ato da subscrição e o restante em até 5 parcelas iguais, mensais e consecutivas.

A integralização mínima de R\$200,00 é fator primordial para que o candidato possa ser considerado cooperado. Chama atenção, na Tabela 27, registro de valor zero para essa variável; ou seja, o cooperado não apresentou nenhum valor integralizado. Analisando mais

especificamente, inclusive utilizando relatório do Capital Social de Janeiro de 2014, observou-se que esses cooperados já haviam regularizado o valor mínimo requerido pelo Estatuto Social.

A Capitalização Continuada também se destaca na análise. Após homologação da Assembleia Geral pelo BACEN de 01/04/2013, os novos cooperados eram obrigados a fazer a integralização contínua do seu Capital Social. Antes dessa data, os cooperados tinham o direito de optar ou não por esse tipo de formação do Capital Social. Observa-se, pela FIG. 21, que 73,30% dos cooperados que não fizeram a opção estavam inadimplentes em dezembro de 2012.

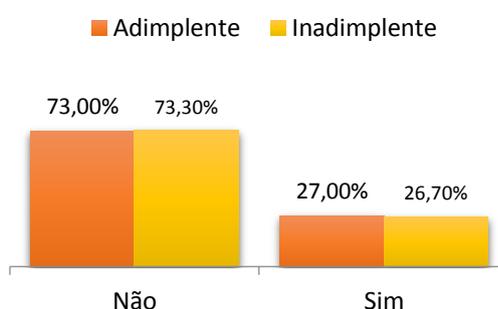


Figura 22 – Capitalização Continuada
Fonte: Elaborada pela autora

A variável SAL_COOP, que representa o recebimento do salário pela cooperativa, também se destaca no processo de concessão de crédito. O cooperado que opta por receber seu crédito salário pela cooperativa dispõe de vantagens como:

- Recebimento de uma bonificação anual a ser aprovada pela Assembleia Geral, em caso de resultado positivo da cooperativa;
- Possibilidade de realizar operação de crédito com débito em conta corrente.

Considerando a base de dados de cooperados, 20,25% fizeram opção pela Portabilidade Salarial, via TED ou DOC da Empresa ou até mesmo pela transferência manual. Todavia, desses, 5,73% recebem obrigatoriamente seus vencimentos pela cooperativa, não representando uma opção realizada pelo cooperado.

Em termos de tempo como cooperado na instituição, percebe-se que do total de contratos enquadrados como inadimplentes, o tempo médio é de 9,28 anos; praticamente o mesmo percentual considerando o grupo de adimplentes, conforme FIG. 22.

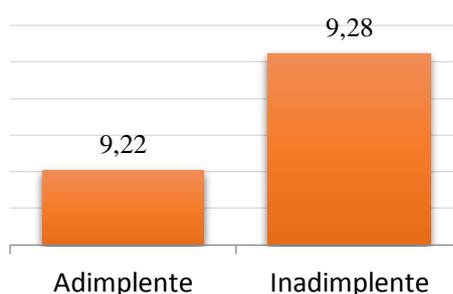


Figura 23 – Média tempo como cooperado

Fonte: Elaborada pela autora

Abaixo as Tabelas 28, 29 e 30 que, resumidamente, apresentam os resultados separados pelos grupos Adimplentes e Inadimplentes, por cada tipo de variável estabelecida por este estudo.

Tabela 28 – Resumo descritivo das variáveis categóricas sociodemográficas

Variáveis categóricas	Adimplente	Inadimplente
Faixa Etária		
Até 25 anos	1,47%	1,15%
Mais de 25 até 35 anos	11,34%	12,94%
Mais de 35 até 45 anos	20,22%	21,00%
Mais de 45 anos até 55 anos	34,17%	32,12%
Mais de 55 anos	32,80%	32,79%
Estado Civil		
Casado	45,88%	42,95%
Divorciado/Desquitado/Separado	14,54%	17,07%
Solteiro	31,52%	31,93%
Viúvo	3,55%	4,22%
Outros	4,50%	3,84%
Classe Social		
A	4,25%	6,5%
B	14,27%	10,93%
C	51,19%	39,50%
D	18,12%	16,11%
E	12,17%	26,96%

Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 29 – Resumo descritivo das variáveis categóricas de relacionamento com a instituição

Variáveis categóricas	Adimplente	Inadimplente
Unidade Seccional		
Sede	42,50%	44,39%
PA Cefet	5,35%	6,14%
PA Saúde	16,73%	20,52%
PA FNH	1,57%	4,12%
PA FJP	3,04%	2,40%
PA Unimontes	17,12%	9,01%
PA Puc	7,99%	10,26%
PA MTE	5,70%	3,16%
Capitalização Continuada		
Não	73,00%	73,30%
Sim	27,00%	26,70%
Média de tempo como cooperado	9,22	9,28

Fonte: Elaborada pela autora

Tabela 30 – Resumo descritivo das variáveis categóricas financeiras

Variáveis categóricas	Adimplente	Inadimplente
Crédito Pessoal		
Com consignação	69,14%	48,51%
Sem consignação	30,86%	51,49%
Risco do contrato		
A	93,1%	---
B	6,9%	---
C	---	16,9%
D	---	6,6%
E	---	6,2%
F	---	4,5%
G	---	2,0%
H	---	18,9%
HH	---	44,9%
Média do limite Cheque Especial	R\$1.349,16	R\$1.355,43
Liberação do Cheque Especial		
Não	85,46%	86,67%
Sim	14,54%	13,33%
Produtos de crédito		
Sicoob Poupança		
Não	99,40%	99,23%
Sim	0,60%	0,77%
Sicoob Seguros		
Não	99,05%	99,33%
Sim	0,95%	0,67%
Valem Unimed		
Não	99,92%	99,90%
Sim	0,08%	0,10%
Sicoob Previ		
Não	98,76%	99,23%
Sim	1,24%	0,77%
Sicoob Consórcio		
Não	99,86%	99,90%
Sim	0,14%	0,10%
Sicoob Tranquilidade		
Não	99,96%	99,90%
Sim	0,04%	0,10%

Fonte: Elaborada pela autora

4.2 Desenvolvimento do modelo de avaliação de risco – Calibração

4.2.1 Normalidade e multicolinearidade

Em relação a Normalidade, ao nível de 5% de significância, observa-se pelos resultados registrados que nenhuma das variáveis testadas apresenta uma distribuição normal. Não foi necessário utilizar o teste de Heterocedasticidade, uma vez que não é pré-requisito para a Regressão Logística que os dados sejam homocedásticos (ou seja, apresentem variâncias iguais – dados menos dispersantes), assim como na Regressão Linear. Esta é, inclusive, outra vantagem da utilização da Regressão Logística.

Na equação logística, cada variável preditora tem seu próprio coeficiente. Quando a análise é executada, é preciso estimar os valores desses coeficientes para que seja possível utilizar a equação. Mas, para isso, um dos pontos a se observar na aplicação da regressão logística é a ausência de multicolinearidade entre as variáveis a serem usadas no modelo. Para Freund e Wilson (1998), o efeito da multicolinearidade em um modelo não afeta seu poder preditivo nem sua adequação aos dados; contudo, reduz a efetividade de serem previstos os efeitos das variáveis independentes sobre a variável dependente.

Para verificação da existência ou não de multicolinearidade entre as variáveis analisadas, efetuou-se a matriz de correlação de *Spearman* considerada ideal para variáveis que não seguem o pressuposto da normalidade, conforme Tabela 31.

Tabela 31 – Correlação de Spearman das variáveis

	Inadimplente	Salário	Qdade anos de trabalho	Saldo devedor	Qdade de parcelas	Integralização	Tempo como cliente	Qdade de dependentes	Idade
Inadimplente	1,00								
Salário	-0,090	1,000							
Qdade anos de trabalho	-0,084	0,475	1,000						
Saldo devedor	-0,034	0,372	0,119	1,000					
Qdade de parcelas	-0,029	0,114	0,165	0,507	1,000				
Integralização	-0,005	-0,003	0,015	-0,004	-0,007	1,000			
Tempo como cliente	0,005	-0,005	0,10	-0,011	-0,013	0,791	1,000		
Qdade de dependentes	0,015	-0,005	-0,004	0,006	0,032	0,097	0,077	1,000	
Idade	-0,008	-0,004	0,010	0,011	-0,006	0,547	0,492	-0,048	1,000

Fonte: Elaborada pela autora.

OBS: Os coeficientes em vermelho representam que o mesmo é significativo ao nível de 5 % de significância.

Como pode ser observado, a menor correlação encontrada foi de -0,09 (entre o salário e a inadimplência) e a maior de 0,791 (entre o tempo como cliente e a integralização). Correlações desse tipo indicam que existem colinearidades entre os itens avaliados. Se existir grande correlação entre as variáveis independentes, os estimadores dos coeficientes da regressão logística apresentarão considerável incerteza.

4.2.2 Definição das variáveis e teste de significância

Para identificar o modelo inicial utilizou-se o método de *forward stepwise*, como apresentado no capítulo anterior, cuja etapa inicia apenas com a constante na equação de regressão, ou seja, omitindo todas as variáveis previsoras.

Ao testar todas as variáveis da base de dados, através do método de estimação da Regressão Logística, obteve-se a primeira versão da equação. Neste primeiro momento, foram necessários 4 passos até alcançar um modelo com resultados satisfatórios. A inclusão de variáveis iniciou, no passo 1, com PROD_BACEN, conforme Tabela 32.

Tabela 32 – Variáveis na equação

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1 ^a	PROD_BACEN(1)	-,848	,120	49,638	1	,000	,428
	Constant	,503	,093	29,197	1	,000	1,654
Step 2 ^b	SAL_COP(1)	,714	,152	21,933	1	,000	2,042
	PROD_BACEN(1)	-,955	,125	58,800	1	,000	,385
Step 3 ^c	Constant	-,001	,142	,000	1	,993	,999
	SAL_COP(1)	,678	,156	18,949	1	,000	1,970
	PROD_BACEN(1)	-,958	,127	56,949	1	,000	,384
	SALARIO_AGRUP			25,376	4	,000	
	SALARIO_AGRUP(1)	-,108	,349	,096	1	,757	,898
	SALARIO_AGRUP(2)	-,835	,337	6,131	1	,013	,434
	SALARIO_AGRUP(3)	-,780	,334	5,450	1	,020	,458
	SALARIO_AGRUP(4)	-,382	,364	1,099	1	,294	,683
	Constant	,622	,345	3,255	1	,071	1,863
	Step 4 ^d	SAL_COP(1)	,676	,157	18,594	1	,000
PROD_BACEN(1)		-1,158	,139	69,146	1	,000	,314
QTD_PARC		,012	,003	15,269	1	,000	1,012
SALARIO_AGRUP				33,547	4	,000	
SALARIO_AGRUP(1)		,089	,355	,062	1	,803	1,093
SALARIO_AGRUP(2)		-,843	,340	6,143	1	,013	,430
SALARIO_AGRUP(3)		-,766	,337	5,170	1	,023	,465
SALARIO_AGRUP(4)		-,371	,367	1,022	1	,312	,690
Constant		,242	,361	,448	1	,503	1,273

a. Variable(s) entered on step 1: PROD_BACEN.

b. Variable(s) entered on step 2: SAL_COP.

c. Variable(s) entered on step 3: SALARIO_AGRUP.

d. Variable(s) entered on step 4: QTD_PARC.

Fonte: SPSS

A cada passo foi acrescentada uma variável que apresenta maior escore, pois esta irá ocasionar um maior impacto no ajuste do modelo (SAL_COP, SALARIO_AGRUP, QTD_PARC., nesta ordem). Na Tabela A, em anexo, estão apresentados os escores de cada variável em cada um dos quatro passos. Para alcançar um modelo que apresente um melhor resultado foi necessário

analisar o restante das variáveis (as que NÃO entraram no modelo neste primeiro momento) e avaliar se as mesmas acrescentariam algum benefício aos modelos ajustados anteriormente.

Dessa forma, foi acrescentado no modelo do passo 4 algumas variáveis restantes e analisar se o acréscimo destas, melhoraria o resultado do modelo. As primeiras candidatas à inclusão no modelo foram aquelas que apresentaram maiores escores e foram significativas no passo 4, conforme Tabela A, em anexo. Assim, observaram-se os seguintes resultados:

- Quantidade de anos trabalhados (o segundo maior escore no passo 4 e nível de significância de 0,054)
- Faixa etária (o maior escore registrado no passo 4)

A variável Faixa Etária não foi testada (incluída) no modelo, pois a mesma não apresentou informações suficientes em todas as faixas etárias, impedindo assim uma comparação entre as faixas, conforme Tabela D, em anexo.

Com a inclusão da variável “**Quantidade de anos trabalhados**”, o modelo ajustado melhorou relativamente. Além disso, com o intuito de um modelo que resultasse resultados mais satisfatórios foram incluídas as variáveis “**Saldo devedor**” e “**Tempo como cliente**” (pois estas foram as variáveis que, juntamente com a inclusão da variável “**Quantidade de anos trabalhados**” resultaram em uma melhora no modelo do passo 4)

Assim sendo, a inclusão das variáveis “**Quantidade de anos trabalhos**”, “**Saldo devedor**” e “**Tempo como cliente**” adicionaram uma melhora geral de 0,3% no modelo do passo 4, conforme pode ser observado na tabela de acertos do modelo final de calibração, de acordo com a Tabela 33. Como dito *alhures*, neste estudo apresentará somente o modelo que com o melhor resultado.

Tabela 33 – Classificação final observada

Observed		Predicted		
		Inadimplente Não	Sim	Percentage Corrent
Step 1	Inadimplente	405	195	67,5
		233	367	61,2
Overall Percentage				64,3

a. The cut value is ,500

Fonte: SPSS

Pela elaboração do modelo de regressão logística binária foi possível verificar os fatores que contribuem para a Adimplência com a instituição. Das 38 variáveis independentes disponíveis e testadas no modelo, foram incluídas 7 variáveis além da constante, a saber:

- Quantidade de anos trabalhados (Contínua)
- Receber salário pela Cooperativa (Categórica)
- Saldo devedor (Contínua)
- Tipo de Produto Contratado (Categórica)
- Quantidade de parcelas (Contínua)
- Tempo como cooperado (Contínua)
- Faixa Salarial (Categórica)

Dessa forma, a FIG. 23 apresenta as variáveis significativas para o modelo em ordem de importância (da mais importante para a menos importante para o *status* de inadimplência do cliente). A importância de cada variável foi avaliada através da Estatística de Wald, cuja análise sugere que quanto maior o valor do coeficiente dessa estatística maior a importância da variável para o modelo.

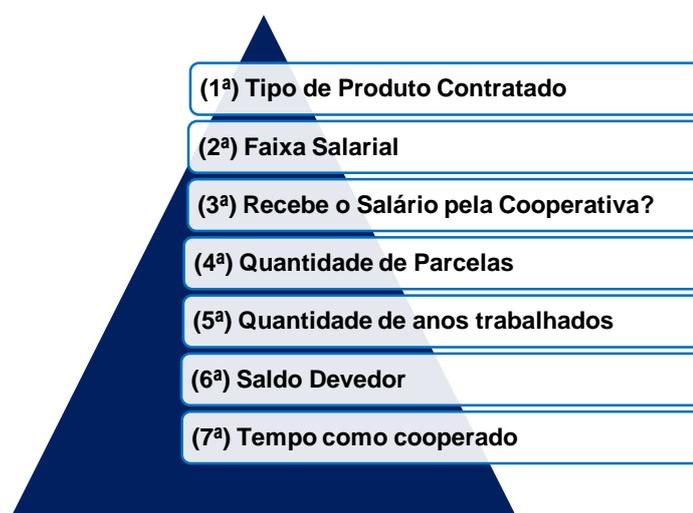


Figura 24 – Variáveis significativas para o modelo de Calibração
Fonte: Elaborada pela autora

Considerando a constante no modelo, os parâmetros de estimação dos modelos apresentaram 5% de significância para a entrada das variáveis e 10% para a saída. Os coeficientes estimados

da regressão desses fatores encontram-se na Tabela 34. Nela estão apresentados os coeficientes estimados de cada variável, os desvios-padrão, a Estatística de Wald, Graus de Liberdade e níveis descritivos dos testes de significância das variáveis.

Tabela 34 – Modelo de Regressão Logística e estatísticas

	Coeficientes	S.E	Estatística Wald	Graus de Liberdade	Significância	Exp(β)
Quantidade de anos trabalhados	-0,011	0,01	3,54	1,00	0,06	0,99
Recebe Salário Cooperativa?						
Não recebe	0,676	0,16	18,49	1,00	0,00	1,97
Saldo Devedor	0,000002	0,00	0,17	1,00	0,68	1,00
Modalidade de Crédito Pessoal:						
Com consignação	-1,164	0,14	68,94	1,00	0,00	0,31
Quantidade de Parcelas	0,013	0,00	14,26	1,00	0,00	1,01
Tempo como Cooperado	0,001	0,01	0,01	1,00	0,92	1,00
Faixa Salarial:			25,98	4,00	0,00	
Até R\$1.356,00	-0,060	0,39	0,02	1,00	0,88	0,94
Mais R\$1.356,00 até R\$3.390,00	-0,900	0,36	6,10	1,00	0,01	0,41
Mais R\$3.390,00 até R\$6.780,00	-0,759	0,35	4,62	1,00	0,03	0,47
Mais R\$6.780,00 até R\$13.560,00	-0,389	0,38	1,07	1,00	0,30	0,68
Constante	0,461	0,43	1,17	1,00	0,28	1,59

Fonte: Elaborada pela autora

Observa-se, pela Tabela 34, que, a variável **“Quantidade de anos trabalhados”** apresenta um sinal negativo do coeficiente estimado indicando que, de acordo com esse modelo, cooperados que possuem um maior tempo de trabalho tendem a ser mais adimplentes em empréstimos de Crédito Pessoal. À medida que o tempo de trabalho aumenta, acrescenta-se um impacto na inadimplência de 0,99 ($\text{Exp}(b) = \text{Exp}(-0,01) = 0,99$)

Apesar da variável **“Saldo devedor”** ser aquela que apresenta menor impacto na Inadimplência do cooperado, devido ao valor do seu coeficiente, a mesma indica que, quanto maior o Saldo Devedor maiores são as chances para inadimplência.

A variável **“Quantidade de Parcelas”** também contribui positivamente para o aumento das chances de um cooperado se tornar inadimplente com a cooperativa. O sinal positivo indica que, quanto maior a quantidade de parcelas, maior a probabilidade de inadimplência; ou seja, os cooperados que possuem elevada quantidade de parcelas tendem a ser mais inadimplentes.

Outro fator que apresenta impacto direto na inadimplência com o produto de Crédito Pessoal é o **“Tempo como cooperado”**. Os cooperados que possuem mais tempo de compromisso com a cooperativa tendem a ser mais inadimplentes no produto contratado.

Para a interpretação das variáveis categóricas que foram incluídas no modelo, **“Faixa Salarial”**, **“Modalidade de Crédito Pessoal”** e **“Recebimento de salário pela cooperativa”**, deve-se levar em consideração a categoria de referência para a interpretação da variável (GONÇALVES, 2005). Desse modo, ressalta-se que, para todas as variáveis categóricas presentes no modelo, foi utilizada como faixa de referência a última categoria da variável. Com isso, a avaliação do efeito particular de uma categoria deve ser feita em comparação com a categoria de referência daquela variável. A faixa de referência ou categoria de referência é aquela que apresenta 0, destacado em negrito, conforme Tabela 35.

Tabela 35 – Faixa de referência variáveis categóricas

		Frequência	Faixas de Referência			
			(1)	(2)	(3)	(4)
Faixa Salarial	Ate R\$ 1.356,00	239	1	0	0	0
	Mais R\$ 1.356,00 até R\$ 3.390,00	361	0	1	0	0
	Mais R\$ 3.390,00 até R\$ 6.780,00	420	0	0	1	0
	Mais R\$ 6.780,00 até R\$ 13.560,00	136	0	0	0	1
Mais de R\$ 13.560,00		44	0	0	0	0
Modalidade CRÉDITO PESSOAL	COM CONSIGNAÇÃO	709	1			
	SEM CONSIGNAÇÃO	491	0			
Recebimento do salário pela cooperativa	Não	953	1			
	Sim	247	0			

Fonte: Elaborada pela autora

Como “**Faixa Salarial**” é uma variável categórica; cada faixa salarial deve ser comparada com a faixa de referência. Neste sentido, a faixa de referência é a dos cooperados que possuem salário acima de R\$13.560,00; então, todas as demais faixas devem ser interpretadas e comparadas com esta faixa. De maneira geral, todas as faixas menores que R\$13.560,00 diminuem as chances de um cliente ser inadimplente. Sendo assim, a faixa que mais reduz essa probabilidade é a dos clientes que possuem renda mensal entre R\$1.356,00 a R\$3.390,00. Por outro lado, a faixa referente à menor renda mensal (Até R\$ 1.356,00) é a que apresenta menos impacto para a redução das chances de inadimplência.

A variável que apresenta maior impacto no comportamento do cooperado é a “**Modalidade de Crédito Pessoal**”. Os cooperados que realizaram operação de empréstimo na modalidade de Crédito Pessoal Com Consignação possuem menores indícios de se tornarem inadimplentes em relação àqueles que contrataram o Crédito Pessoal Sem Consignação. Dessa forma, o fato do cooperado ter ou não consignação no produto de crédito pessoal é um fator muito relevante para a análise de uma nova concessão de crédito.

Por fim, tem-se a variável “**Recebe o salário na Cooperativa**”. Os cooperados que não optaram por receber seu crédito salário pela Cooperativa tendem a possuir maiores chances de serem considerados inadimplentes se comparados com aqueles que fizeram a opção. Assim, o fato de não receber o salário na Cooperativa contribui para o cliente se tornar inadimplente. Diante dos

resultados apresentados, a equação da regressão do modelo logístico binário pode ser representada numericamente, tal como se encontra na equação abaixo:

$$\begin{aligned} LOGIT = & -0,010785 * ANOS_{TRAB} + 0,675666 * SALARIO_{COOP_{AGRUP1}} + 0,000002 \\ & * SAD_{DEV} - 1,164025 * PROD_{BACEN1} + 0,012518 * QTD_{PARC} + 0,001260 \\ & * ANO_{CLIENTE} - 0,060157 * SALARIO_{AGRUP1} - 0,900385 * SALARIO_{AGRUP2} \\ & - 0,758568 * SALARIO_{AGRUP3} - 0,389491 * SALARIO_{AGRUP4} + 0,460695 \end{aligned}$$

sendo que,

$ANOS_{TRAB}$ = quantidade de anos de trabalho do associado;

$SALARIO_{COOP_{AGRUP1}}$ = associado que não recebe crédito salário pela cooperativa;

SAD_{DEV} = saldo devedor do contrato;

$PROD_{BACEN1}$ = crédito pessoal com consignação

QTD_{PARC} = quantidade de parcelas do contrato

$ANO_{CLIENTE}$ = tempo que é associado da cooperativa

$SALARIO_{AGRUP1}$ = faixa salarial até R\$1.356,00

$SALARIO_{AGRUP2}$ = faixa salarial entre R\$1.356,00 e R\$3.390,00

$SALARIO_{AGRUP3}$ = faixa salarial entre R\$3.390,00 e R\$6.780,00

$SALARIO_{AGRUP4}$ = faixa salarial entre R\$6.780,00 e R\$13.560,00

4.2.3 Qualidade do ajuste do modelo

Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, pode-se utilizar dois testes: Teste *Qui-Quadrado* da mudança no valor de -2LL e o Teste de Hosmer e Lemeshow. Os resultados estão dispostos na Tabela 36.

Tabela 36 – Teste de Hosmer e Lemeshow

Qui-Quadrado	Graus de Liberdade	Sig
17,80	8	0,0227979

Fonte: Elaborada pela autora

No teste de Hosmer e Lemeshow, considera-se a hipótese nula de que as classificações realizadas pelo modelo, ou seja, as classificações previstas sejam iguais às observadas. Dessa forma, trata-se de um teste no qual avalia-se a qualidade do ajuste do modelo final. Obteve-se, como resultado, uma estatística *Qui-Quadrado* igual a 17,8 e um *p-value* de 0,02280. O

resultado leva-se à não rejeição da hipótese nula ao nível de 1% de significância (nível de significância mais rígido). Esse resultado é favorável para os objetivos do estudo.

O teste *Qui-quadrado* testa a hipótese estatística de que os coeficientes para todos os termos no modelo final, exceto a constante, sejam iguais a zero. Espera-se que a inclusão de variáveis independentes contribua significativamente para a redução do valor de $-2LL$ (GONÇALVES, 2005). Abaixo, é possível observar detalhadamente a Tabela 37 de contingência do teste de Hosmer e Lemeshow. Nota-se que, em cada grupo, o número esperado pelo modelo é próximo do observado.

Tabela 37 – Detalhamento tabela contingência Teste Hosmer e Lemeshow

Grupos	Inadimplente = Não		Inadimplente = Sim		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	82	88,25	38	31,75	120
2	75	78,95	45	41,05	120
3	84	73,59	36	46,41	120
4	73	69,73	47	50,27	120
5	74	65,27	46	54,73	120
6	58	59,42	62	60,58	120
7	39	54,13	81	65,87	120
8	50	47,80	70	72,20	120
9	42	37,85	78	82,15	120
10	23	25,01	97	94,99	120

Fonte: Elaborada pela autora

Quando modelos estatísticos são elaborados, é importante validar seus resultados de forma a quantificar seu poder discriminativo e identificar um procedimento ou método como bom ou não para determinada análise. Conforme descrito no capítulo anterior, esse poder discriminativo será verificado através das análises de Contingência das previsões, Curva ROC e Teste de Kolmogorov-Smirnov.

4.2.4 *Qualidade preditiva do modelo*

4.2.4.1 Contingência das previsões

As tabelas de contingências são utilizadas para avaliar o quanto um modelo estatístico é capaz de prever corretamente os resultados. Por exemplo, neste trabalho, as análises indicarão se o modelo acerta em dizer que aquele cooperado que fará um novo empréstimo será um cooperado

leal e cumprirá com o compromisso financeiro com a instituição. Dessa forma, as tabelas de contingências contribuem para avaliar se o modelo escolhido é satisfatório.

Para avaliar este acerto na tabela de contingência deve-se utilizar os resultados obtidos no modelo de calibração, pois é possível, a partir dos resultados obtidos (probabilidade de inadimplência do contrato do cliente), cruzar as informações previstas pelo modelo e o que elas realmente são.

A tabela de contingencia cruza as informações reais dos contratos e aquelas previstas pelo modelo. Com a tabela cruzada podemos calcular valores que resumem e avaliam a qualidade de previsão/ acerto do modelo. O ideal seria ter 100% no quadrante de VP, ou seja, o modelo informa que o contrato é confiável quando ele realmente é; e 100% no quadrante VN, ou seja, o modelo informa que o contrato será provavelmente inadimplente quando ele realmente é. Assim, com 100% nestas colunas o modelo encontrado estaria perfeito. A ideia é aproximar o máximo possível do valor 100%, pois, dessa forma, há indicação de que o modelo é eficiente.

Deve-se levar em conta que a simples quantificação de acertos num grupo de teste não necessariamente reflete o quão eficiente um sistema é, pois essa quantificação dependerá, fundamentalmente, da qualidade e distribuição dos dados neste grupo de teste. Para avaliar o poder discriminativo do modelo final, deve-se analisar a tabela de contingência das previsões realizadas. Para o modelo final apresentado, obteve-se o resultado na Tabela 38.

Tabela 38 –Contingência das previsões realizadas para modelo de Calibração

			Valor Verdadeiro		Total
			(Inadimplente)		
			Não	Sim	
Valor Previsto (Inadimplente)	Não	405	233	638	
	Sim	195	367	562	
		600	600	1200	

Fonte: Elaborada pela autora

Percebe-se pela Tabela 38 o registro de 233 contratos classificados no erro tipo I, ou seja, o Sicoob Nossacoop classificou, segundo a base de dados apresentada, cooperados inadimplentes

como adimplentes. Por outro lado, 195 contratos considerados adimplentes foram classificados como inadimplentes.

Sendo assim, na Tabela 39, são apresentados os resultados das medidas do modelo ajustado. De maneira geral, o modelo apresenta ótima capacidade de predição e a medida Eficiência Geral (64,3%) indica um equilíbrio entre as medidas de Sensibilidade (67,5%) e Especificidade (61,2%).

Tabela 39 – Resultados das medidas do modelo ajustado de Calibração

Medida	Valor
Acurácia	64,3%
Sensibilidade	67,5%
Especificidade	61,2%
Preditividade Positiva	63,5%
Preditividade Negativa	65,3%
Eficiência Geral	64,3%

Fonte: Elaborada pela autora

Percebe-se que a política de crédito baseada nos 5c's do crédito, utilizada pelos gestores do Sicoob Nossacoop, gerou decisões errôneas em suas liberações, reforçando, ainda mais, a necessidade da utilização de um modelo que contribua para melhor avaliação do risco.

4.2.4.2 Curva ROC

Para avaliar a qualidade de discriminação do modelo, também podemos examinar essa qualidade por meio da curva de sensibilidade e especificidade *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Isto significa que, a partir da aplicação da curva, é possível validar o modelo de risco de crédito medindo a assertividade do mesmo.

É necessário definir um ponto de corte, ou um limiar de decisão, para se classificar e contabilizar o número de predições positivas e negativas. Como este ponto de corte pode ser selecionado arbitrariamente, a melhor prática para se comparar o desempenho de diversos modelos é estudar o efeito de seleção de diversos pontos de corte sobre a saída dos dados.

Para cada ponto de corte, são calculados valores de sensibilidade e especificidade, que podem, então, ser dispostos em um gráfico denominado curva ROC, que apresenta no eixo das

ordenadas os valores de sensibilidade e, nas abscissas, o complemento da especificidade, ou seja, o valor (1-especificidade).

Na prática, curvas ROC consideradas boas estarão entre a linha diagonal e a linha perfeita, onde quanto maior a distância da linha diagonal, melhor o modelo. Horner e Lemeshow (2000, p160) sugeriram alguns pontos de cortes e a interpretação dos mesmos para avaliação das curvas ROC, conforme Tabela 40.

Tabela 40 – Descrição do ponto de corte pela Curva ROC

Ponto de Corte	Descrição
ROC = 0,5	Sugere sem poder discriminante
$0,7 \leq \text{ROC} < 0,8$	Aceitável poder discriminante
$0,8 \leq \text{ROC} < 0,9$	Excelente poder discriminante
ROC $\geq 0,9$	Excepcional poder discriminante

Fonte: Horner e Lemeshow (2000, p160).

Alguns pontos são importantes para melhor compreensão do gráfico da FIG. 24. Por se tratar de um plano cartesiano, as análises ocorrem em função do ponto de encontro dos resultados de especificidade e sensibilidade. O ponto (0,1), dessa forma, sugere que o índice de falsos negativos é zero e que o índice de sensibilidade atinge seu ponto máximo, representando uma classificação perfeita.

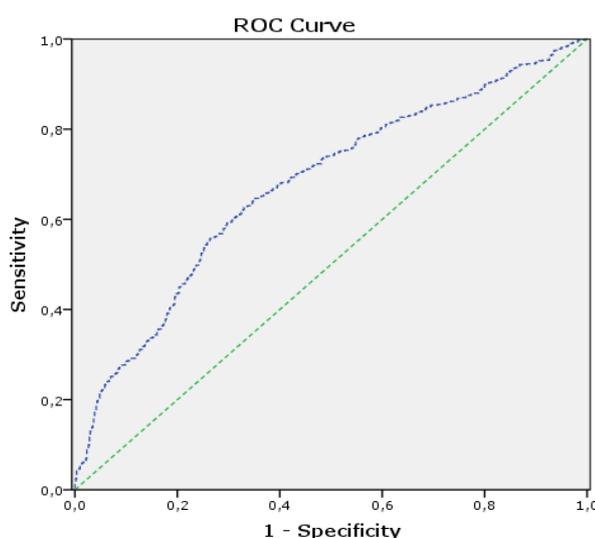


Figura 25 – Gráfico da Curva ROC

Fonte: Elaborada pela autora

De maneira geral, um ponto, no espaço ROC, é melhor que outro se ele estiver mais à noroeste. Os classificadores no lado esquerdo da Curva ROC (perto do eixo Y) são ditos conservadores, pois fazem classificações positivas somente com uma evidência forte, portanto cometem poucos erros de falsos positivos. Já os classificadores no lado direito são ditos liberais, pois fazem classificações positivas com pouca evidência, mas, por outro lado cometem muitos erros de falsos positivos (SILVA, 2006).

Avaliando a curva ROC para o modelo empregado, verifica-se que a área sob a curva corresponde ao valor de 0,7, demonstrando um aceitável poder de discriminação.

Tabela 41 – Resultados Curva ROC

Ponte de corte	Desvio-padrão	Sig.	Intervalo de confiança (95%)	
			Limite Inferior	Limite Superior
0,7	0,02	0,00	0,65	0,71

Fonte: Elaborada pela autora

Ao analisar o intervalo de confiança para o verdadeiro valor do ponto de corte, apresentado pela Tabela 41, é possível observar que o mesmo está entre os valores de 0,65 e 0,71 ao nível de 95% de confiança, ou seja, tem-se indícios significativos de que o verdadeiro valor do ponto de corte está entre os valores citados acima e ainda assim, nos leva a uma conclusão positiva sobre o modelo escolhido.

4.2.4.3 Teste de Kolmogorov-Smirnov – KS

A Tabela 42 está apresentando os intervalos das probabilidades bem como a diferença entre as duas amostras. Na coluna “Estatística KS, estão dispostas as diferenças entre as proporções acumuladas das duas amostras em cada um dos intervalos.

Tabela 42 – Resultados Teste de Kolmogorov-Simirnov – KS

Faixa de Probabilidade dos Cooperados	Cooperado Inadimplente?		Proporção Acumulada Cliente Inadimplente?		Estatística KS
	Não	Sim	Não	Sim	
	De 0 até 5%	0	0	100%	
De 5% até 10%	0	0	100%	100%	0%
De 10% até 15%	0	0	100%	100%	0%
De 15% até 20%	11	2	100%	100%	0%
De 20% até 25%	8	4	98%	100%	2%
De 25% até 30%	49	27	97%	99%	2%
De 30% até 35%	60	39	89%	95%	6%
De 35% até 40%	102	39	79%	88%	9%
De 40% até 45%	114	73	62%	82%	20%
De 45% até 50%	61	49	43%	69%	27%
De 50% até 55%	65	90	33%	61%	29%
De 55% até 60%	34	66	22%	46%	25%
De 60% até 65%	46	51	16%	35%	19%
De 65% até 70%	19	32	8%	27%	18%
De 70% até 75%	7	23	5%	21%	16%
De 75% até 80%	19	77	4%	18%	14%
De 80% até 85%	4	19	1%	5%	4%
De 85% até 90%	1	9	0%	1%	1%
De 90% até 95%	0	0	0%	0%	0%
De 95% até 100%	0	0	0%	0%	0%
TOTAL	600	600			

Fonte: Elaborada pela autora

É considerado um bom modelo aquele que possuir o maior valor da estatística de KS, pois este resultado indica separação maior entre clientes inadimplentes e adimplentes. A Tabela 43 estabelece os níveis de discriminação para interpretação e avaliação da estatística do teste de KS.

Tabela 43 – Nível de discriminação pelo Teste de Kolmogorov-Simirnov – KS

Valores de KS	Nível de Discriminação
Abaixo de 20%	Baixa discriminação
De 20% a 30%	Discriminação aceitável
De 30% a 40%	Boa discriminação
De 40% a 50%	Excelente discriminação
Acima de 50%	Discriminação excepcional

Fonte: Elaborada pela autora

De acordo com os resultados, o modelo escolhido apresentou uma estatística de **KS** de **29%**, ou seja, apresenta uma discriminação aceitável aproximada de uma boa discriminação.

4.3 Validação do modelo de risco de crédito

A segunda etapa para elaboração de um modelo *Credit Scoring* é a validação do modelo que apresentou melhor resultado na fase de Calibração, cujo objetivo é verificar se o modelo da fase de Calibração está classificando bem casos genéricos, ou seja, se não é eficaz apenas para as amostras de ajuste do modelo, ou amostras de treinamento. Esse fenômeno é chamado de *overfitting* (sobre ajuste). Para Hair Jr. *et al.* (2005), a validação do modelo é importante quando ele for usado com a finalidade de previsão de resultados.

Para validação final do modelo ajustado, foi considerada uma base de teste com 443 clientes do Grupo 1 (Inadimplentes) e 4241 clientes do Grupo 0 (Adimplentes) totalizando 4684 casos. Aplicando nesta base de teste o modelo de Regressão Logística, anteriormente ajustado, obtiveram-se os resultados que serão apresentados a seguir.

De maneira geral, o modelo aplicado se mostrou satisfatório uma vez que registrou uma medida de Eficiência Geral de 58%. A eficiência da previsão de acertos negativos reduziu-se na validação do modelo, se comparada a obtida na etapa de calibração. Por outro lado, a previsão de acertos positivos aumentou para 72%, mostrando-se um ótimo controle/acerto na previsão de clientes adimplentes.

Tabela 44 –Contingência das previsões realizadas para modelo de Validação

		Valor Verdadeiro (Inadimplente)		Total
		Não	Sim	
Valor Previsto (Inadimplente)	Não	3.037	245	3.282
	Sim	1.204	198	1.402
		4.241	443	4684

Fonte: Elaborada pela autora

Pela Tabela 44, houve registro de 245 contratos classificados no erro tipo I, ou seja, o Sicoob Nossacoop classificou, segundo a base de dados apresentada, contratos inadimplentes como adimplentes. Por outro lado, 1.204 contratos considerados adimplentes estão sendo classificados como inadimplentes. Abaixo o detalhamento das medidas calculadas para o modelo de validação.

Tabela 45 – Resultados das medidas do modelo ajustado de Validação

Medida	Valor
Acurácia	69%
Sensibilidade	72%
Especificidade	45%
Eficiência Geral	58%

Fonte: Elaborada pela autora

Da base de Validação, quase 30% dos clientes que contrataram o Crédito Pessoal foram classificados com probabilidade acima de 0,5. Ou seja, são clientes propensos a se tornar inadimplentes em uma nova concessão de Crédito Pessoal. Este resultado pode ser observado na Tabela 46, que mostra o resumo da faixa de probabilidade de todos os clientes que se encontravam na base de validação.

Tabela 46 – Resumo da faixa de probabilidade para modelo de Validação

Faixa de Probabilidade dos Clientes	Frequência	Percentual	Percentual Acumulado
> 90%	2	0,0%	0,0%
> 80% até 90%	126	2,7%	2,7%
> 70% até 80%	294	6,3%	9,0%
> 60% até 70%	516	11,0%	20,0%
> 50% até 60%	464	9,9%	29,9%
> 40% até 50%	926	19,8%	49,7%
> 30% até 40%	1043	22,3%	72,0%
> 20% até 30%	941	20,1%	92,1%
> 10% até 20%	372	7,9%	100,0%
Total	4684	100%	

Fonte: Elaborada pela autora

Ao analisar a estatística de KS do modelo de validação, observa-se uma pequena melhoria no poder de discriminação se comparada ao modelo de calibração. Porém, é importante reforçar que a avaliação não deve se restringir somente a uma estatística, e que a conclusão do conjunto de estatísticas de validações do modelo, e o mais importante o poder de discriminação geral do modelo, juntos, são muito importantes. Neste quesito, como já apresentado anteriormente, registrou-se eficiência geral de quase 60%, embora o modelo seja mais sensível a previsão de acertos negativos.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo desta pesquisa foi desenvolver um modelo de avaliação de risco de crédito para cooperados, utilizando as informações disponibilizadas pela cooperativa de crédito Sicoob Nossacoop, considerando todos os contratos em aberto em dezembro de 2012, na modalidade de crédito pessoal.

O processo de seleção de variáveis iniciou-se com a geração de um relatório, que pôde ser exportado para o Excel, com as informações que constam no sistema Sisbr, vinculados aos contratos em aberto. Todavia, o Sisbr não permitiu a geração de um único relatório com todas as informações solicitadas. As análises preliminares identificaram que, basicamente, foram consideradas as informações cadastrais: número do cliente e da matrícula, sexo, nome, CPF, data de admissão, estado civil, número de dependentes, endereço completo, salário bruto, número do(s) contrato(s) que estava(m) em aberto, em dezembro de 2012, nível de risco, modalidade de empréstimo, data da operação e do vencimento, capital social, unidade seccional à qual está vinculado, nome da empresa que trabalha e data da última atualização.

As informações referentes à vida financeira e do relacionamento do cooperado com o Sicoob Nossacoop, que não constavam no relatório inicial, como recebimento do crédito salário, adesão à capitalização continuada e aos produtos e serviços da cooperativa, foram coletadas mediante apresentação de relatórios individuais e inseridas na base de dados de forma manual, digitando cada informação.

A base de dados finalizada para o desenvolvimento deste estudo iniciou com 6.383 contratos em abertos em dezembro de 2012, dos quais 136 foram retirados por não apresentar dados suficientes para aplicação do modelo, como “aquisição de bens – veículos”, “cheque especial e conta garantida” e “crédito rotativo vinculado ao cartão de crédito”. Ainda foram eliminados 363 contratos que não apresentaram informações referentes ao salário do cooperado. Por fim, a composição da base de dados continha 5.884 contratos em abertos.

Na base final, constavam 38 variáveis, sendo 7 categorizadas. Optou-se por não utilizar o método CHAID para categorização, pois o mesmo é utilizado quando não se tem nenhuma ideia de como as variáveis se comportam ao longo dos grupos estudados. Para a categorização,

utilizou-se relatório já existente de classificação salarial por salário mínimo do IBGE, e da observação da distribuição de frequência de cada variável.

A definição da inadimplência utilizada neste estudo considerou se houve atrasos no pagamento das parcelas dos contratos de crédito. Cada instituição financeira deve estabelecer um período que representará a perda financeira; entretanto, vale ressaltar que esses períodos, normalmente, consideram a realidade de cada instituição. Assim, a sugestão de inadimplência para o Sicoob Nossacoop considerou contratos em aberto superiores a 30 dias (mínimo de nível C), ou seja, cooperados que apresentaram contratos com parcelas em aberto até 30 dias (níveis A e B) foram considerados Adimplentes.

Inicialmente, dividiu-se a amostra em dois grupos: Adimplente (Grupo 0) e Inadimplente (Grupo 1). Para aplicação do modelo de Regressão Logística foi necessário separar essa amostra para encontrar o melhor modelo preditivo, etapa denominada de Calibração e depois validar o modelo encontrado, na etapa de Validação. Assim, na primeira etapa, foram utilizados 600 contratos para cada grupo, enquanto que na segunda etapa, consideram-se 443 contratos do Grupo 1 e 4.241 do Grupo 2.

O método escolhido para seleção das variáveis foi o *forward stepwise* e a equação da regressão do modelo logístico desenvolvido apresentou 7 variáveis: 1ª) tipo de produto contratado; 2º) faixa Salarial; 3º) recebimento do salário pela cooperativa; 4º) quantidade de parcelas; 5º) quantidade de tempo no trabalho; 6º) saldo devedor e, 7º) tempo como cooperado. As variáveis selecionadas registraram um alto poder de predição na diferenciação dos dois grupos avaliados, Adimplente e Inadimplente. Esse resultado sugere que essas variáveis mereçam atenção por parte dos gestores da cooperativa.

Os resultados do teste Wald indicam que os coeficientes estimados para essas variáveis foram estatisticamente significativos. Os resultados do Teste Kolmogorov-Smirnov, da Curva ROC e dos erros tipo I e II, apresentados em uma Tabela de Contingência, também foram considerados estatisticamente satisfatórios. No final, o modelo encontrado apresentou um acerto geral de quase 60% na validação, o que sugere que o modelo final possui uma aceitável assertividade.

A apresentação das variáveis preditoras representa uma importante contribuição desta tese, para o entendimento do risco de crédito no Sicoob Nossacoop, pois, internamente, não são consideradas, de forma conjunta, na avaliação do risco do crédito. Além disso, a análise dessas variáveis permitem propor novos parâmetros ou melhorar os já existentes na Política de Crédito. A variável “tipo de produto contratado” revelou-se significativa, corroborando outros estudos, tais como Cheregati (2008) e Kocenda e Vojtek (2011), ou seja, a possibilidade de realizar uma operação seja na folha de pagamento ou com desconto em conta corrente deve ser avaliada de forma criteriosa, pelos Gestores do Sicoob Nossacoop.

Destaca-se, ainda, a variável “recebimento do salário pela cooperativa”. Atualmente, percebe-se um esforço da Diretoria Executiva em valorizar o cooperado que optou por receber seu salário pela cooperativa, como bonificação anual aprovada em Assembleia e possibilidade de realizar operações de crédito com desconto em conta corrente. Ao que parece, essa estratégia não tem sido suficiente para aumentar a base de cooperados, já que apenas 17% do cooperados, aproximadamente, fizeram a opção pela cooperativa.

Pensar nessa questão sobre não recebimento do salário leva a refletir sobre as diversas possibilidades não exploradas pelos gestores. Um resultado relevante está em poder alertar a cooperativa quanto a sua função social, oferecendo aos seus cooperados serviços como acompanhamento de dívidas e administração de suas finanças. Em paralelo, ao oferecer esse serviço, os resultados poderiam permitir identificar as razões que tem levado seus cooperados à inadimplência e por consequência desenvolver estratégias que viabilizem a redução da inadimplência.

Esta tese contribuiu, também, com a literatura existente sobre cooperativas de crédito, na medida em que desenvolveu um modelo para avaliação de risco, utilizando uma técnica estatística. Os resultados sugerem que o uso desta técnica pode ser uma valiosa ferramenta para os Gestores na tomada de decisão, referentes a concessão ou não do crédito, principalmente em momentos de expansão, diretriz proposta em planejamento estratégico.

Durante análise dos dados foram observadas três ocorrências que impactaram na construção da base final de dados para esta pesquisa. Primeiro, quando algum cooperado apresentou mais de um contrato em aberto, observou-se que as informações básicas dos cooperados não foram

mantidas. Por exemplo, um cooperado que estava registrado como masculino em um contrato, mas feminino em outro; ou outro cooperado que apresentou valores diferentes de capital social em mais de um contrato. Os erros apontados representaram menos de 1% do total utilizado.

Segundo, foram observadas incoerências no registro do cadastro do cargo do cooperado. Não há padronização quanto à classificação do cargo, utilizada pelos seus funcionários. Muitas vezes, o registro é realizado considerando somente o relato do próprio cooperado. Assim, observou-se uma confusão quanto à classificação entre cargo e função. Como alternativa, utilizou-se a categorização dessas observações baseadas no CBO – Classificação Brasileira de Ocupações, instituída em 2002 pelo MTE – Ministério do Trabalho e Emprego.

Em terceiro, encontrou-se registro errôneo do CEP do cooperado, de acordo com o endereço cadastrado. Os erros observados não se limitam à digitação errada de um número, mas sim de apresentação de um CEP de outra cidade. Percebe-se, nesse sentido, uma desatenção dos funcionários na digitação dos dados, pois, nesse processo, o mesmo se encontra com cópia do comprovante de endereço em mãos, para inserção no sistema. Para verificar e atualizar essas informações na base de dados, utilizou-se o *site* dos Correios. A região de moradia da população pode ser fator importante para avaliação do risco.

Diante dos equívocos apresentados na análise de dados, é preciso pensar, também, em como a cooperativa tem treinado seus funcionários, para que as informações repassadas correspondam as reais necessidades da cooperativa. É importante que toda a equipe tenha o conhecimento da importância das variáveis, principalmente das 7 preditoras no modelo, para que possam manuseá-las bem no processo de concessão de crédito.

Devido às especificidades do comportamento dos cooperados quanto ao tipo de produto de Crédito Pessoal, sugere-se, para trabalhos futuros o desenvolvimento de modelos distintos para cada um dos dois produtos. Esta estratégia visa garantir melhor aderência e assertividade dos modelos ajustados. Além disso, sugere-se, também, a proposição de modelo para cada produto ou serviço oferecido pela cooperativa como cartão de crédito e cheque especial.

Sugere-se, também, a utilização de variáveis relacionadas aos registros no SPC/Serasa ou CCF e se o contrato realizado já havia sido renegociado, fatores que podem contribuir para o aumento

do risco do cooperado. Outra opção para futuros trabalhos é utilizar o valor liberado na operação de crédito, separando na base de dados por alçada. Dessa forma, seria possível identificar, por exemplo, quais liberações contribuem para o maior nível de risco. Essa informação poderia permitir que os Gestores do Sicoob Nossacoop pudessem atuar mais especificamente na correção de procedimentos nas liberações.

Por fim, como o estudo é desenvolvido, principalmente, através de variáveis comportamentais, existe a necessidade de um monitoramento e acompanhamento do modelo para garantir a assertividade e efetividade.

REFERÊNCIAS

ABDOU, Hussein A.; POINTON, John. Credit Scoring, Statistical Techniques and evaluation criteria: a review of the literature. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, v. 18, p. 59-88, 2011.

AGUIRRE, Antônio. *Uma nota sobre a transformação Box-Cox*. Belo Horizonte: UFMG/Cedeplar, 1997. 21p. (Texto para discussão; 116).

ALMEIDA, Fernando C. de; DUMONTIER, Pascal. O uso de redes neurais em avaliação de riscos de inadimplência. *Revista de Administração*, FEA/USP, v.31, n.1, p.52-63, jan./mar. 1996.

ALTMAN, Edward I.; SAUNDERS, Anthony. Credit Risk Measurement: developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance*, n. 21, p. 1721-1742, 1998.

ANDRADE, E. L. *Introdução à Pesquisa Operacional*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 1989.

ANDREEVA, Galina. European generic scoring models using survival analysis. *Journal of the Operational research Society*, v. 57, n. 10, p. 1180-1187, 2006.

ANEFAC – Associação Nacional dos Executivos de Finanças, Administração e Contabilidade. *Relatório de Juros*. Disponível em: <<http://www.anefac.com.br/uploads/arquivos/201421116376311.pdf>>. Acesso em: 02 fev. 2014.

ARAGON, Aker. Discriminant Analysys of Default Risk. *MPRA Paper*, CARIFIN, 2004. Disponível em: <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/1002>. Acesso em: 15 jul. 2011.

ARAÚJO, Elaine Aparecida; CARMONA, Charles Ulises de Montreuil. Desenvolvimento de Modelos Credit Scoring com Abordagem de Regressão Logística para a Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito. *Revista Contabilidade Vista & Revista*, v. 18, n. 3, p. 107-131, Julho/Setembro 2007.

AVERY, R., CALEM, P.; CANNER, G. Consumer credit scoring: Do situational circumstances matter? *Journal of Banking & Finance*, v. 28, pp. 835–856, 2004.

BANASIK, Jonathan; CROOK, John; THOMAS, Lyn. Sample selection bias in credit scoring models. *Journal of the Operational Research Society*, v. 54, n. 8, p. 822-832, 2003.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 2.682 de 21 de Dezembro de 1999. *Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa*. Brasília, 1999. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v1_O.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2014.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 3.859 de 27 de Maio de 2010. *Altera e consolida as normas relativas à constituição e ao funcionamento de cooperativas de crédito*. Brasília,

1999. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/2010/pdf/res_3859_v1_O.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2014.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Panorama Econômico e do Setor Financeiro. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pec/appron/apres/CarlosHamilton_CAE_09-11-20112.pdf>. Acesso em 02 fev. 2014.

CRUZ, Adriana Inhudes Gonçalves da; AMBROZIO, Antônio Marcos Hoetz; PUGA, Fernando Pimentel; SOUSA, Filipe Lage de. A economia brasileira: conquistas dos últimos dez anos e perspectivas para o future. *BNDES 60 anos – perspectivas setoriais*, v. 01, 2012.

BELLOTTI, Tony; CROOK, Jonathan. Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features. *Expert Systems with Applications*, v. 36, n. 2, p. 3302-3308, 2009.

BENSIC, Mirta; SARLIJA, Natasa; ZEKIC-SUSAC, Marijana. Modelling small-business credit scoring by using logistic regression, neural networks and decision trees. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, v. 13, n. 3, p. 133-150, 2005.

BERRY, M; LINOFF, G. *Data Mining Techniques*, New York: Wiley, 1997.

BRASIL, Decreto 6.386 de 29 de Fevereiro de 2008. Regulamenta o art. 45 da Lei nº 8.112, de 11 de dezembro de 1990. *Dispõe sobre o processamento das consignações em folha de pagamento no âmbito do Sistema Integrado de Administração de Recursos Humanos – SIAPE*. Brasília, 2008; Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2008/decreto/d6386.htm>. Acesso em: 14 jan. 2014.

BRESSAN, Aureliano Angel. Previsão de Preços com um Modelo de Redes Neurais Artificiais. Revista Renna. Disponível em: <revistas.una.br/index.php/reuna/article/viewFile/203/213>. Acesso em: 02 fev. 2014.

BRESSAN, Valéria Gama Fully; BRAGA, Marcelo José, LIMA, João Eustáquio de. Análise de insolvência das cooperativas de crédito rural do Estado de Minas Gerais. *EST. ECON.*, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 553-585, julho-setembro, 2004.

BURATTO, Marco Vales. *Construção e Avaliação de um Modelo de Simulação de Monte Carlo para analisar a capacidade de pagamento das Empresas em Financiamentos de Longo Prazo*. 2005. 142f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2005.

CAIRE, Dean; KOSSMANN, Robert. The Use of Judgmental Credit Scoring Models for SME Lending in Developing Markets. *Bannock Consulting working paper*, 2003.

CAOQUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul; NIMMO, Robert W. J. *Gestão do Risco de Crédito: o grande desafio dos mercados financeiros globais*. 2. Ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, Serasa, 2009.

CARDOSO, Amilton Fernando; SANTOS, Célio Correa dos; TOLEDO FILHO, Jorge Ribeiro de; KNUTH, Valdecir. Análise do Risco de Crédito de um investimento por meio do Método

de Monte Carlo. *In: XXVIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*. 2008, Rio de Janeiro (RJ). *Anais ...* Rio de Janeiro, 2008. CD ROM.

CARDOSO, Douglas, AMARAL, Hudson Fernandes. O uso da simulação de monte carlo na elaboração do fluxo de caixa empresarial: Uma proposta para quantificação das incertezas ambientais. *In: XX ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*, 2000, São Paulo (SP). *Anais ...* São Paulo, 2000. CD ROM.

CASA NOVA, Sílvia Pereira de Castro; ONUSIC, Luciana Massaro. Mapeamento de estudos sobre a utilização de Análise por Envoltória de Dados (DEA) na análise de insolvência. *Contabilidade, Gestão e Governança*, v. 8, n. 2, 2005.

CASA NOVA, Sílvia Pereira de Castro. Bons em ser ruins: a utilização da análise por envoltória de dados (DEA) em modelos de análise de inadimplência/insolvência de empresas. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, XXXIV, 2010, Rio de Janeiro (RJ). *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2010 (CdRom).

CASELLA, G.; BERGER, R. L. *Statistical Inference*. Belmont: Wadsworth, 2002.

CERETTA, Paulo Sergio; NIEDERAUER, Carlos A. P. Rentabilidade do setor bancário brasileiro. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, 24., 2000, Florianópolis (SC). *Anais...* Florianópolis: ANPAD, 2000 (CdRom).

CHANDLER, Gary G.; COFFMAN, John Y. Using Credit Scoring to Improve the Quality of Consumer Receivables: Legal and Statistical Implications. *Financial Management Association Meetings*, Seattle, Washington, 1977.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, n. 2, p. 429-444, 1978.

CHEREGATI, Jarço Wigor Sampaio. *Determinantes do score de crédito e tempo até inadimplência para empréstimos comerciais a pessoas físicas*. 2008. 132f. Dissertação (Mestrado em Economia do Setor Público) – Departamento de Economia, Universidade de Brasília, 2008.

CNC – Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo. *Pesquisa Nacional de Endividamento e Inadimplência do Consumidor (Peic) DE 2013*. Disponível em: <http://www.cnc.org.br/central-do-conhecimento/pesquisas/pesquisa-nacional-de-endividamento-e-inadimplencia-do-consumido-31>>. Acesso em: 02 fev. 2014.

CORRAR, Luiz; PAULO, Edilson; DIAS FILHO, José Maria. *Análise multivariada: para cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia*. São Paulo: Atlas, 2007.

CORRÊA, Marcelo França; MACHADO, Maria Augusta Soares. Construção de um modelo de Credit Scoring baseado em redes neurais para previsão de inadimplência na concessão de microcrédito. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, 28., 2004, Curitiba (PR). *Anais...* Curitiba: ANPAD, 2004 (CdRom).

DINH, T. H. T.; KLEIMEIER, S. A. Credit Scoring Model for Vietnam's Retail Banking Market. *International Review of Financial Analysis*, v. 16, n. 5, p. 571-495, 2007.

DURAND, D. *Risk Elements in Consumer Instalment Financing*. National Bureaus of Economic Research. New York, 1941.

DUTRA, Marcos dos Santos. *Uma abordagem alternativa de credit scoring usando Análise Discriminante: eficiência na concessão de crédito para o segmento das pessoas físicas no Brasil*. 2008. 87f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática e Computacional, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

DUTTA, Soumitra; SHEKHAR, Shashi; WONG, W. Y. Decision support in non-conservative domains: generalization with neural networks. *Decision Support Systems*, v. 11, n. 5, p. 527-544, 1994.

ECKERT, Alex; MECCA, Marlei Salete; BIASIO, Roberto; CONSORTE, Algacir Santo. Principais causas da inadimplência de pessoas físicas junto a uma cooperativa de crédito: estudo de caso em uma unidade do SICREDI. *Revista de Administração e Negócio da Amazônia, Rondônia*, v. 5, n. 1, jan./abr. 2013.

EISENBEIS, Robert A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics. *The Journal of finance*, June, 32, p.875-900, 1977.

EVANS, J. R.; OLSON, D. L. *Introduction to simulation and risk analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

EWERT, David C. e CHANDLER, Gary G. Credit formulas for loan extension. *Atlanta Economic Review*, p.34-70, jul. a agosto, 1974.

FACHIN, Odília. *Fundamentos de metodologia*. 3. ed. São Paulo: Saraiva, 2001.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. *Journal of Royal Statistical Society: Series A*, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FAUSETT, L. *Fundamentals of Neural Networks*. Englewood-Cliffs: Prentice Hall, 1994.

FENSTERSTOCK, F. *Credit Scoring and the next step*. *Business Credit*, v. 107, n. 3, p. 46-49, 2005.

FERREIRA, Marcelo Rodrigo Portela. *Análise Discriminante clássica e de núcleo: avaliações e algumas contribuições relativas aos métodos boosting e bootstrap*. 2007. 110f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2007.

FIELD, Andy. *Discovering statistics using SPSS*. UH: Editora Sage Publications Limited. 2009.

FISHER, R. A. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, v. 7, p. 179-188, 1936.

FLETCHER, Desmond; GOSS, Ernie. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data. *Information & Management*, v. 24, n. 3, p. 159-167, 1993.

GEVERT, Vânia Gryczak. *Análise de crédito bancário com o uso de modelos de Regressão Logística, Redes Neurais e Support Vector Machine*. 2009. 133f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Departamento de Matemática, Universidade Federal do Paraná, 2009.

GIL, A. C. *Métodos e técnicas de pesquisa social*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

GIMENES, Régio Márcio Toesca; URIBE-OPAZO, Miguel Angel. Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias por meio de Modelos Multivariados. *Revista FAE*, Curitiba, v. 4, n. 3, p. 65-78, set/dez. 2001.

GODDARD, John; McKILLOP, Donal; WILSON, John O. S. U.S. Credit Unions: survival, consolidation, and growth. *Economic Inquiry*, v. 52, n. 1, p. 304-319, jan. 2014.

GONÇALVES, Eric Bacconi. *Análise de risco de crédito com o uso de modelos de Regressão Logística, Redes Neurais e Algoritmos genéticos*. 2005. 96f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

GOUVÊA, Maria Aparecida; GONÇALVES, Eric Bacconi. *Análise de Risco de Crédito com o uso de Modelos de Redes Neurais e Algoritmos Genéticos*. 2005. Disponível em: <<http://www.congressosp.fipecafi.org/artigos72007/112.pdf>>. Acesso em: 22 jun. 2011.

GUARNIER, Gláucia Helena. *Concessão de Crédito Consignado do Convênio do Governo de Minas Gerais*. Cetelem BGN, 2012.

HAIR, J.; ANDERSON, R.; TATHAM, R.; BLACK, W. *Multivariate Data Analysis*.;5. ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 2005.

HAND, David J.; ADAMS, Niall M. Defining attributes for scorecard construction in credit scoring. *Journal of Applied Statistics*, v. 27, n. 5, p. 527-540, 2000.

HÖRKKÖ, Marjo. *The determinants of default in Consumer Credit Market*. Aalto University, School of Economics. Master's Thesis, 2010.

HORTA, Rui Américo Mathiasi; ALVES, Francisco José dos Santos. Técnicas de data mining na seleção de atributos para previsão de insolvência: aplicação e avaliação usando dados brasileiros recentes. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXXII, 2008, Rio de Janeiro (RJ). Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2008 (CdRom).

HORTA, Rui Américo Mathiasi; CARVALHO, Frederico A. de; ALVES, Francisco José dos Santos; JORGE, Marcelino José. Comparação de técnicas de seleção de atributos para previsão de insolvência de empresas brasileiras no período 2005-2007. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, XXXIV, 2010, Rio de Janeiro (RJ). Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2010 (CdRom).

HSIEH, Nan-Chen. An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers. *Expert systems with applications*, v. 27, n. 4, p. 623-633, 2004.

JENSEN, Herbert L. Using neural networks for credit scoring. *Managerial Finance*, v. 18, p. 15, 1992.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. New Jersey: Prentice Hall International, Inc., 1988.

KARAM, Karine de Almeida; SILVA, Jorge Ferreira da; SCHMIDT, Flávia de Holanda. Regressão Logística: um modelo de risco de cancelamento de clientes. In: ENCONTRO DE ADMINISTRAÇÃO DA INFORMAÇÃO, 32, 2008, Rio de Janeiro (RJ). *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2008 (Cd Rom).

KASSAI, Silvia; ONUSIC, Luciana Massaro. Modelos de Previsão de Insolvência utilizando a Análise por Envoltório de Dados: aplicação a empresas brasileira. In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE, 4., 2004, São Paulo. *Anais...* São Paulo: FEA/USP, 2004. CD-ROM.

KASZMAR, Istvan Karoly; GONÇALVES, Bento Mário Lages. *Análise Discriminante Múltipla*. Disponível em: <http://www.ibci.com.br/Analise_Discriminante_Multipla_ADM.pdf>. Acesso em 19 jan. 2014.

KIMURA, H.; MOORI, R. G.; ASAKURA, O. K. Análise da Difusão Tecnológica Usando Algoritmos Genéticos. *RAE – Revista de Administração de Empresas*, São Paulo, v. 45, n.3, p. 25-39, 2005

KOCENDA, Evzen; VOJTEK, Martin. Default predictors and credit scoring models for retail banking. *CESifo Working Paper*, n. 2862, 2009.

KOCENDA, Evzen; VOJTEK, Martin. Default Predictors in Retail Credit Scoring: Evidence from Czech Banking Data. *Emerging Markets Finance & Trade*, v. 47, n. 6, pp. 80–98, November–December 2011,

LACHENBRUCH, P. A. *Discriminant Analysis*. New York: Hafner Press, 1975.

LANZ, Luciano Quinto; PERUFO, João Vitor. Risco de Crédito e estimativa de alavancagem de um fundo de aval. *Revista do BNDES*, n. 40, p. 195-230, dez. 2003.

LANE, Philip R.; McQUADE, Peter. Domestic credit growth and international capital flows. *The Scandinavian Journal of Economics*, v. 116, n. 1, p. 218-252, 2014

LAW, Averill. M., KELTON, W. David. *Simulation Modeling and Analysis*, 3rd ed. McGraw-Hill, New York, 2000.

LEE, T. S., CHIU, C. C., LU, C. J.; CHEN, I. F. Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Applications*, v. 23, n. 3, p. 245-254, 2002.

LENSBERG, Terje; EILIFSEN, Aasmund; MCKEE, Thomas E. Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, v. 169, n. 2, p. 677-697, 2006.

LEWELLEN, W. G.; LONG, M. S. Simulation versus single-value estimates in capital expenditure analysis. *Decision Sciences*, p. 19-34, out. 1972.

LIM, Michael K.; SOHN, So Young. Cluster-based dynamic scoring model. *Expert Systems with Applications*, v. 32, n. 2, p. 427-431, 2007.

LIMA, Evanessa Maria Barbosa de Castro. *Análise de Determinantes da Inadimplência (pessoa física) tomadores de crédito: uma abordagem econométrica*. 2004. 75f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2004.

LIMA, Fabiano Guasti; PERERA, Luiz Carlos Jacob; KIMURA, Herbert; SILVA FILHO, Antônio Carlos da. Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor. *Revista de Administração*, São Paulo, v. 44, n. 1, p. 34-45, jan./fev./mar. 2009.

MAGALHÃES, Priscila A. de; BARROS, Lousanne Cavalcanti e MÁRIO, Poueri do Carmo. Desenvolvimento de um modelo de credit scoring para uma cooperativa de crédito de Minas Gerais. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE PESQUISADORES EM COOPERATIVISMO, 2010, Brasília (DF). *Anais ... Brasília: 2010 (CdRom)*.

MÁRIO, Poueri do Carmo. *Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise de modelos de previsão – Estudo Exploratório aplicado em empresas mineiras*. 2002. 209f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) – Departamento de Contabilidade e Atuária, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, 2002.

MATTAR, F. Novo modelo de estratificação socioeconômica para marketing e pesquisas de marketing. 2º SEMEAD. *Anais...* São Paulo, 21 e 22 out. 1997.

MATIAS, Alberto Borges; SIQUEIRA, José de Oliveira. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. *Revista de Administração*, São Paulo, v. 31, n. 2, p. 19-28, abr./jun. 1996.

MELLO, Braulio Adriano de. *Modelagem e Simulação de Sistemas*. Departamento de Engenharias e Ciência da Computação, Universidade Regional Integrada do Alto Uruguai e das Missões. 2001. Disponível em: <<http://www.munif.com.br/munif/arquivos/ap-sim.pdf?id=319>>. Acesso em: 10 out. 2013.

MENDES FILHO, Elson Félix; CARVALHO, André Carlos Ponce de Leon Ferreira de; MATIAS, Alberto Borges. *Utilização de Redes Neurais Artificiais na Análise de Risco de Crédito a Pessoas Físicas*. 2011. Disponível em: <http://www.cepefin.org.br/publicados_pdf/Utilizacao_rna_analise_risco_credito_pf.pdf>. Acesso em: 15 de nov. 2012.

MICHEL, Maria Helena. *Metodologia e Pesquisa Científica em Ciências Sociais*. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2009.

MIN, Jae H.; JEONG, Chulwoo. A binary classification method for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, v. 36, n. 3, p. 5256-5263, 2009.

MIN, Jae H.; LEE, Young-Chan. A practical approach to credit scoring. *Expert Systems with Applications*, v. 35, n. 4, p. 1762-1770, 2008.

MINGOTI, Sueli Aparecida. *Análise de dados através de métodos de estatística multivariada – uma abordagem aplicada*. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

MYERS, James H.; FORGY, Edward W. The development of numerical credit evaluation systems. *Journal of the American Statistical Association*, v. 58, issue 303, p. 799-806, sept. 1963.

MYERS, S. *Postscript: using simulation for risk analysis*. Modern Developments in Financial Management, New York: Praeger Publications, p. 457-463, 1976.

MYLONAKIS, John; DIACOGIANNIS, George. Evaluating the Likelihood of Using Linear Discriminant Analysis. *International Business Research*, v. 3, n. 2, 2010.

NAWROCKI, David. Finance and Monte Carlo Simulation. *Journal of Financial Planning*. November, 2001.

NEVES, J. C., VIEIRA, A. *Estimating Banruptcy Using Neural Networks Trained with Hidden Layer Learning Vector Quantization*. Lisboa: Working Paper, Departamento de Gestão, ISEG, UTL., 2004, Departamento de Gestão, ISEG, UTL.

NEVES, João Carvalho das; SILVA, João Andrade e. *Análise do Risco de Incumprimento: na perspectiva da segurança social*. 2011. Disponível em: <http://pascal.iseg.ulisboa.pt/~jcneves/paper_relatorio_fct1.PDF>. Acesso em: 15 jan. 2014.

NIEDERAUER, C. A. P. *Avaliação dos bolsistas de Produtividade em Pesquisa da Engenharia da Produção utilizando Data Envelopment Analysis*. 1998. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis: UFSC, 1998.

NÓBREGA, Diogo Medeiros. *Análise Discriminante utilizando o software SPSS*. 2010. 54f. Trabalho de Conclusão de Curso – Centro de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, 2010.

ONUSIC, Luciana Massaro. *A utilização conjunta das técnicas análise por envoltória de dados e regressão logística na previsão de insolvência de empresas: um estudo exploratório*. 2004. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.

ONUSIC, Luciana Massaro; CASA NOVA, S.P.C.; ALMEIDA, F.C. Modelos de previsão de insolvência utilizando a Análise Envoltória de Dados: aplicação a empresas brasileiras. *Revista de Administração Contemporânea*, v. 11, n. 2, p.77-97, 2007.

ONUSIC, Luciana Massaro; KASSAI, Sílvia; VIANA, Adriana Backx Noronha. Comparação dos resultados de utilização de análise por envoltória de dados e regressão logística em Modelos

de Previsão de insolvência: um estudo aplicado a empresas brasileiras. *FACEF Pesquisa*, v. 7, n. 1, 2004.

ONUSIC, Luciana Massaro; CASA NOVA, Silvia Pereira de Castro; SILVA, A. C.; HUMES, L. Estudo exploratório utilizando as técnicas de análise por envoltória de dados e redes neurais artificiais na previsão de insolvência de empresas. *FACEF Pesquisa*, v. 9, p. 1, 2006.

ORGANIZAÇÃO DAS COOPERATIVAS DO ESTADO DE MINAS GERAIS. *Anuário de Informações Econômicas e Sociais do cooperativismo mineiro*, 2013.

PANDELO JÚNIOR, Domingos Rodrigues. Utilização da Análise Discriminante para previsão da Insolvência bancária. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, XXX, 2006, Salvador (BA). *Anais...* Salvador: ANPAD, 2006 (CdRom).

PANDELO JÚNIOR, Domingos Rodrigues; MOTA FILHO, Newton Carlos. Análise do fenômeno da Insolvência Bancária. *Revista Tecnologia de Crédito*. Edição 33, 2004.

PERERA, Luiz Carlos Jacob; LIMA, Fabiano Guasti; KERR, Roberto Borges; ANTUNES, Maria Thereza Pompa; IMONIANA, Joshua Onome. Técnicas de segmentação e redes neurais – otimizando a análise de crédito ao consumidor. *In: ENCONTRO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, XXXIV, 2010, Rio de Janeiro (RJ). *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2010 (CdRom).

PHILIPPATOS, G. C. *Financial Management: Theory and Techniques*. San Francisco: Holden Day, 1973.

PINHEIRO, Marcos Antônio Henriques. *Cooperativas de Crédito – História da evolução normativa no Brasil*. 6 ed. Brasília: BACEN, 2008.

RAGSDALE, Cliff T. *Modelagem e Análise de Decisão*. São Paulo: Cengage Learning, 2009.

RAINHO, João Marcos. *Jornalistas desconhecem o cooperativismo de crédito*. 2013. Disponível em: <http://www.agenciapublisher.com/Pesquisa_Cooperativismo_de_Crédito.pdf>. Acesso em: 10 jan. 2014.

RAMIRES, Juliana. *Processo de incorporações em Cooperativas de Crédito: estudo dos motivos presentes nos processos de incorporações*. 2012. 118f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade Novos Horizontes, Belo Horizonte, 2012.

RIBEIRO, Evandro Marcos Saidel; OLIVEIRA NETO, José Dutra de; MERLO, Edgard Monforte e MELLO, Cristiane Roberta Gagliardi de Campos. Aplicação Das Redes Neurais na Concessão de Crédito – Um Estudo de Caso Em Uma Empresa de Consórcio. *In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE*, 2005, São Paulo. *Anais ...* São Paulo, 2005, CD-ROM.

ROGER, C.; PETCH, J. *Uncertainty & Risk Analysis: A practical guide from Business Dynamics* Price water house Coopers, MCS, 1999.

ROGERS, Pablo; SECURATO, José Roberto; ROGERS, Dany. Psychological Credit Scoring: proposta de um modelo de análise de crédito baseado em variáveis psicológicas. *In: ENCONTRO ANUAL DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO*, XXXIII, 2011, Rio de Janeiro. *Anais ...* Rio de Janeiro, 2011, CD-ROM.

ROSA, P. *Modelos de Credit scoring: Regressão Logística, CHAID e REAL*. São Paulo, 2000. Dissertação (Mestrado em Estatística). São Paulo, 2000.

RUBINSTEIN, R. Y. *Simulation and Monte Carlo Method*. New York, John Wiley & Sons, 1981.

SANTOS, A.; CASANOVA, S. P. C. Proposta de um modelo estruturado de análise de demonstrações contábeis. *RAE-Eletrônica* [On-Line], v. 4, n.1, p. 1-27, 2005. <http://www.rae.com.br/eletronicaindex.cfm?FuseAction=Artigo&ID=1696&Secao=ARTIGOS&Volume=4&numero=1&Ano=2005>.

SANTOS, José Odálio dos. *Análise de crédito: empresas e pessoas físicas*. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SANTOS, José Odálio dos; FAMÁ, Rubens. Avaliação da aplicabilidade de um modelo de Credit Scoring com variáveis sistêmicas e não sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas. *Revista Contabilidade & Finanças*, São Paulo, n. 44, p. 105 – 117, maio/ago. 2007.

ŠARLIJA, Nataša; BENŠIĆ, Mirta; BOHAČEK, Zoran. Multinomial model in consumer credit scoring. *In: 10TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON OPERATIONAL RESEARCH*, 2004, Trogir: Croatia. *Anais ...* Trogir, 2004.

SBICCA, Adriana; FLORIANI, Vinícius; JUK, Yohanna. Expansão do crédito no Brasil e a vulnerabilidade do consumidor. *Revista Economia & Tecnologia*, v. 8, n. 4, p. 05-15, out./dez. 2012.

SEBER, George A. F. *Multivariate observations*. 1.ed. Canada: John Wiley & Sons, 1984.

SECURATO, José R. *Crédito: análise e avaliação do Risco – pessoas físicas e jurídicas*. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.

SELAU, Lisiane Priscila Roldão. *Construção de Modelos de Previsão de Risco de Crédito*. 2008. 130f. Dissertação (Mestre em Engenharia de Produção) – Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2008.

SEMEDO, Danilson Pedro da Veiga. *Credit Scoring: Aplicação da Regressão Logística vs Redes Neurais Artificiais na avaliação do Risco de Crédito no Mercado Cabo-Verdiano*. 2009. 126f. Dissertação (Mestrado em Estatística e Gestão da Informação) – Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação da Universidade Nova de Lisboa, 2009.

SERASA Experian. Demanda das empresas por crédito inicia 2014 em estagnação, aponta Serasa Experian. Disponível em: <<http://noticias.serasaexperian.com.br/demanda-das>>

empresas-por-credito-inicia-2014-em-estagnacao-aponta-serasa-experian/>. Acesso em 25 fev. 2014.

SICOOB CENTRAL CECREMGE. *Relatório de Gestão*. Belo Horizonte: 2012.

SICOOB CENTRAL CECREMGE. *Maior sistema cooperativo do Brasil*. Disponível em: <http://www.sicoobcentralcecremge.com.br/Paginas_do_site/sistema_sicoob/default.aspx>. Acesso em: 10 fev. 2014.

SICOOB NOSSACOOP. *Manual de Operação de Crédito*. Belo Horizonte: 2012.

SICSÚ, Abraham Laredo. *Credit Scoring: Desenvolvimento, Implantação e Acompanhamento*. São Paulo: Blucher, 2010.

SILVA, J. P. da. *Gestão e Análise de Risco de Crédito*. 6. Edição. São Paulo: Ed. Atlas, 2008.

SILVA, Pablo Rogers. *Psicologia do Risco de Crédito: análise da contribuição de variáveis psicológicas em modelos de credit scoring*. 2011. 232f. Tese (Doutorado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.

SILVA, Júlio Orestes da; WENHAGE, Paulo; SOUZA, Rony Petson Santana de; LYRA, Ricardo Luiz Wüst Corrêa de, BEZERRA, Francisco Antônio. Capacidade preditiva de modelos de insolvência: com base em números contábeis e dados descritivos. In: SIMPÓSIO DA GESTÃO E DA INOVAÇÃO TECNOLÓGICA, XXVI, 2010, Vitória (ES). *Anais...* Vitória: ANPAD, 2010 (CdRom).

SOUZA, Alzira Silva de. *Cooperativismo de Crédito: realidades e perspectivas*. OCERJ – Organização das Cooperativas do Estado do Rio de Janeiro, p. 144, 1992.

SRINIVASAN, V.; KIM Y.H. Credit Granting: A comparative analysis of classifications procedures. *The Journal of Finance*, XLII, p. 665-683, 1987.

STEINER, Maria Teresinha Arns; CARNIERI, Celso; KOPITTKKE, Bruno; STEINER NETO, Pedro J. Sistemas especialistas probabilísticos e redes neurais na análise do crédito bancário. *Revista de Administração*, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 56-67, Julho/Setembro 1999.

SUSTERSIC, Maja; MRAMOR, Dusan; ZUPAN, Jure. Consumer credit scoring models with limited data. *Expert Systems with Applications*, v. 36, n. 3, p. 4736-4744, 2009.

TABACHNICK, Barbara G.; FIDELL, Linda S. *Using multivariate Statistics*. 4th ed. Needham Heights: A Pearson Education Company, 2001.

TAK, B. *A new method for forecasting stock prices using artificial neural network and ondaleta theory*. 1995. 107p. Tese (Doutorado em Economia) — Universidade da Pensilvânia, Philadelphia, Estados Unidos, 1995.

TAKEDA, Tony; DAWID, Paulo Evandro. Um Estudo sobre comportamento de tomadores e ofertantes no Mercado de Crédito. *Trabalhos para Discussão*, Brasília, n. 338, dezembro de 2013. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/TD338.pdf>>. Acesso em: 25 jan. 2014.

THOMAS, Lyn C.; EDELMAN, David B. and CROOK, Jonathan N. *Credit Scoring and its applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics. Monographs on Mathematical Modeling and Computation. Philadelphia, 2002.

THOMAS, Lyn C.; EDELMAN, David B. and CROOK, Jonathan N. *Readings in Credit Scoring* – recent developments, advances, and aims. Oxford University Press, 2004.

TIMOFEEV, Roman. *Classification and Regression Trees (CART)* – theory and applications. 2004. 40f. Master Thesis, CASE – Center of Applied Statistics and Economics, Humboldt University, Berlin, 2004.

TRIOLA, Mário F. *Introdução à Estatística*. 7.ed. Rio de Janeiro: LTC, 1998.

VASCONCELLOS, Maurício Sandoval de. *Proposta de Método para análise de concessões de crédito a pessoas físicas*. 2002. 142f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.

VILELA, Dirley Lemos; NAGANO, Marcelo Seido; MERLO, Edgar Monforte. Aplicação da Análise Envoltória de Dados em Cooperativas de Crédito Rural. *RAC*, 2a. Edição Especial 2007, v. 11, n. 2, p. 99-120, 2007.

VOSE, David. *Risk Analysis: a quantitative guide*. 3o. Edition. John Wiley & Sons, 2008.

WUERGES, Artur Filipe Ewald; BORBA, José Alonso. Redes Neurais, Lógica nebulosa e Algoritmos genéticos aplicados em finanças e contabilidade: uma análise dos artigos em Língua inglesa publicados entre 2000 e 2006. *In: ENCONTRO DE ADMINISTRAÇÃO DA INFORMAÇÃO*, 1., 2007, Florianópolis (SC). *Anais...* Rio de Janeiro: ANPAD, 2007 (CdRom).

YAMAMOTO, Willyam de Almeida Aguiar; OLIVEIRA, Edson Aparecida de Araújo Querido; SANTOS, Vilma da Silva Santos. O Gerenciamento de Risco de Crédito em um Banco de varejo: um estudo do segmento Pessoas Físicas. *In: XV ENCONTRO LATINO AMERICANO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA E XI ENCONTRO LATINO AMERICANO DE PÓS-GRADUAÇÃO – UNIVERSIDADE DO VALE DO PARAÍBA*, 2011, São José dos Campos (SP). *Anais ...* São José dos Campos: UNIVAP, 2011. CD ROM.

YANAKA, Guilherme M.; HOLLAND, Marcio. Basiléia II e Exigência de Capital para risco de crédito dos Bancos no Brasil. *Revista Brasileira de Finanças*, São Paulo, v. 8, n. 2, p. 167-195, 2010.

ZERBINI, Maria Beatriz; ROCHA, Fabiana. Crédito ao consumidor: uma avaliação dos primeiros anos do Plano Real. *Nova Economia*, Belo Horizonte, v. 14, n. 2, p. 87-107, maio-ago. 2004.

ZHANG, Y. Q; AKKALADEVI, S.; VACHTSEVANOS, G. LIN, T. Y. Granular neural web agents for stock prediction. *Soft Computing*, v. 6, p. 406 – 41. Springer-Verlag, 2002.

ZUBEN, Jose Von. *Modelos paramétricos e não paramétricos de redes neurais artificiais e aplicações*. 1996. 255f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1996

APÊNDICE

Tabela A – Comportamento da Inadimplência em cada passo realizado

Observed		Predicted		
		Inadimplente		Percentage Correct
		Não	Sim	
Step 1	Inadimplente	415	185	69,2
		294	306	51,0
Overall Percentage				60,1
Step 2	Inadimplente	502	98	83,7
		344	256	42,7
Overall Percentage				63,2
Step 3	Inadimplente	423	177	70,5
		251	349	58,2
Overall Percentage				64,3
Step 4	Inadimplente	404	196	67,3
		236	364	60,7
Overall Percentage				64,0

a. The cut value is ,500

Fonte: SPSS

Tabela B – Variáveis que não estão na equação

Step 1	Variables	Score	df	Sig.
	ANOS_TRAB	9,089	1	,003
	SAL_COP(1)	22,374	1	,000
	SD_DEV	2,148	1	,143
	QTD_PARC	6,724	1	,010
	ANO_CLIENTE	,021	1	,886
	SALARIO_AGRUP	28,823	4	,000
	SALARIO_AGRUP(1)	20,727	1	,000
	SALARIO_AGRUP(2)	6,362	1	,012
	SALARIO_AGRUP(3)	6,475	1	,011
	SALARIO_AGRUP(4)	,459	1	,498
	INTG	,043	1	,835
	SEXO(1)	,495	1	,482
	IDADE	,173	1	,678
	DEPT	,016	1	,901
	EST_CIVIL	2,180	4	,703
	EST_CIVIL(1)	,906	1	,341
	EST_CIVIL(2)	,451	1	,502
	EST_CIVIL(3)	,003	1	,959
	EST_CIVIL(4)	1,350	1	,245
	CHEQ_ESP(1)	2,562	1	,109
	SEG(1)	,230	1	,631
	UNIMED(1)	,606	1	,436
	PREV(1)	1,402	1	,236
	CONS(1)	1,657	1	,198

Tabela B – Variáveis que não estão na equação – *continuação*

		Score	df	Sig.
	SICOOB(1)	,606	1	,436
	POUP(1)	,864	1	,353
	CAP_CONT(1)	,173	1	,677
	QTD_PROD	,455	1	,500
	TIPO_MUN	1,079	2	,583
	TIPO_MUN(1)	,894	1	,345
	TIPO_MUN(2)	,052	1	,819
	IDADE_AGRUP	3,586	4	,465
	IDADE_AGRUP(1)	,211	1	,646
	IDADE_AGRUP(2)	1,201	1	,273
	IDADE_AGRUP(3)	,179	1	,672
	IDADE_AGRUP(4)	3,038	1	,081
Step 2	Variables			
	ANOS_TRAB	7,125	1	,008
	SD_DEV	3,240	1	,072
	QTD_PARC	7,298	1	,007
	ANO_CLIENTE	,004	1	,947
	SALARIO_AGRUP	25,767	4	,000
	SALARIO_AGRUP(1)	15,588	1	,000
	SALARIO_AGRUP(2)	7,136	1	,008
	SALARIO_AGRUP(3)	5,308	1	,021
	SALARIO_AGRUP(4)	1,711	1	,191
	INTG	,059	1	,809
	SEXO(1)	,862	1	,353
	IDADE	,259	1	,611
	DEPT	,013	1	,911
	EST_CIVIL	2,121	4	,714
	EST_CIVIL(1)	,677	1	,411
	EST_CIVIL(2)	,294	1	,588
	EST_CIVIL(3)	,000	1	,985
	EST_CIVIL(4)	1,487	1	,223
	CHEQ_ESP(1)	2,196	1	,138
	SEG(1)	,269	1	,604
	UNIMED(1)	,491	1	,483
	PREV(1)	,539	1	,463
	CONS(1)	1,004	1	,316
	SICOOB(1)	,491	1	,483
	POUP(1)	,932	1	,334
	CAP_CONT(1)	,148	1	,700
	QTD_PROD	,327	1	,568
	TIPO_MUN	1,064	2	,587
	TIPO_MUN(1)	,919	1	,338
	TIPO_MUN(2)	,075	1	,784
	IDADE_AGRUP	4,415	4	,353

Tabela B – Variáveis que não estão na equação - *continuação*

		Score	df	Sig.	
Step 3	Variables	IDADE_AGRUP(1)	,091	1	,763
		IDADE_AGRUP(2)	1,434	1	,231
		IDADE_AGRUP(3)	,343	1	,558
		IDADE_AGRUP(4)	3,904	1	,048
		ANOS_TRAB	2,426	1	,119
		SD_DEV	2,473	1	,116
		QTD_PARC	15,810	1	,000
		ANO_CLIENTE	,012	1	,913
		INTG	,110	1	,740
		SEXO(1)	,688	1	,407
		IDADE	,192	1	,661
		DEPT	,068	1	,795
		EST_CIVIL	1,985	4	,739
		EST_CIVIL(1)	,608	1	,436
		EST_CIVIL(2)	,248	1	,618
		EST_CIVIL(3)	,005	1	,944
		EST_CIVIL(4)	1,362	1	,243
		CHEQ_ESP(1)	2,023	1	,155
		SEG(1)	,190	1	,663
		UNIMED(1)	,631	1	,427
		PREV(1)	,663	1	,416
		CONS(1)	,814	1	,367
		SICOOB(1)	,305	1	,581
		POUP(1)	,658	1	,417
		CAP_CONT(1)	,100	1	,751
		QTD_PROD	,369	1	,544
		TIPO_MUN	1,263	2	,532
		TIPO_MUN(1)	1,135	1	,287
		TIPO_MUN(2)	,131	1	,717
		IDADE_AGRUP	3,830	4	,429
		IDADE_AGRUP(1)	,014	1	,904
		IDADE_AGRUP(2)	1,271	1	,260
IDADE_AGRUP(3)	,287	1	,592		
IDADE_AGRUP(4)	3,412	1	,065		
Step 4	Variables	ANOS_TRAB	3,719	1	,054
		SD_DEV	,326	1	,568
		ANO_CLIENTE	,002	1	,962
		INTG	,200	1	,655
		SEXO(1)	,981	1	,322
		IDADE	,319	1	,572
		DEPT	,053	1	,818
		EST_CIVIL	2,209	4	,697

Tabela B – Variáveis que não estão na equação - continuação

	Score	df	Sig.
EST_CIVIL(1)	,868	1	,352
EST_CIVIL(2)	,352	1	,553
EST_CIVIL(3)	,010	1	,922
EST_CIVIL(4)	1,417	1	,234
CHEQ_ESP(1)	1,439	1	,230
SEG(1)	,373	1	,541
UNIMED(1)	,520	1	,471
PREV(1)	,517	1	,472
CONS(1)	,852	1	,356
SICOOB(1)	,176	1	,675
POUP(1)	,643	1	,422
CAP_CONT(1)	,058	1	,810
QTD_PROD	,319	1	,572
TIPO_MUN	1,275	2	,529
TIPO_MUN(1)	1,238	1	,266
TIPO_MUN(2)	,272	1	,602
IDADE_AGRUP	3,973	4	,410
IDADE_AGRUP(1)	,001	1	,977
IDADE_AGRUP(2)	1,658	1	,198
IDADE_AGRUP(3)	,310	1	,578
IDADE_AGRUP(4)	3,259	1	,071

Fonte: SPSS

Tabela C – Distribuição por frequência da Faixa Etária

	Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Ate 25 anos	12	1,0	1,0	1,0
Mais de 25 até 35 anos	165	13,8	13,8	14,8
Mais de 35 até 45 anos	244	20,3	20,3	35,1
Mais de 45 até 55 anos	394	32,8	32,8	67,9
Mais de 55 anos	385	32,1	32,1	100,0
Total	1200	100,0	100,0	

Fonte: SPSS