



UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
INSTITUTO DE CIÊNCIAS HUMANAS E SOCIAIS
MESTRADO PROFISSIONAL EM ADMINISTRAÇÃO



TEOFÂNIA CRISTINA DE REZENDE SOUZA

**ANÁLISE DE VARIÁVEIS QUE POSSUEM INFLUÊNCIA NO RISCO DE CRÉDITO DE
MICRO E PEQUENAS EMPRESAS: UM ESTUDO EMPÍRICO COM 196 EMPRESAS
CLIENTES DE UMA AGÊNCIA BANCÁRIA**

Volta Redonda/RJ

2015

TEOFÂNIA CRISTINA DE REZENDE SOUZA

ANÁLISE DE VARIÁVEIS QUE POSSUEM INFLUÊNCIA NO RISCO DE CRÉDITO DE
MICRO E PEQUENAS EMPRESAS: UM ESTUDO EMPÍRICO COM 196 EMPRESAS
CLIENTES DE UMA AGÊNCIA BANCÁRIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal Fluminense, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Linha de Pesquisa: Estratégia e Operações.

Orientador: Prof. Dr. Ualison Rébula de Oliveira

Volta Redonda/RJ

2015

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca do Aterro de Volta Redonda da UFF

S729 Souza, Teofânia Cristina de Rezende

Análise de variáveis que possuem influência no risco de crédito de micro e pequenas empresas: um estudo empírico com 196 empresas clientes de uma agência bancária / Teofânia Cristina de Rezende Souza. – 2015.
92 f.

Orientador: Ualison Rébula de Oliveira
Dissertação (Mestrado Profissional em Administração) – Instituto de Ciências Humanas e Sociais, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, 2015.

1. Pequena e média empresa. 2. Análise de crédito. 3. Risco de crédito. 4. Regressão Logística. I. Universidade Federal Fluminense. II. Oliveira, Ualison Rébula de, orientador. III. Título

CDD 658.152

TEOFÂNIA CRISTINA DE REZENDE SOUZA

ANÁLISE DE VARIÁVEIS QUE POSSUEM INFLUÊNCIA NO RISCO DE CRÉDITO DE
MICRO E PEQUENAS EMPRESAS: UM ESTUDO EMPÍRICO COM 196 EMPRESAS
CLIENTES DE UMA AGÊNCIA BANCÁRIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-
Graduação em Administração da Universidade
Federal Fluminense, como requisito parcial
para obtenção do Grau de Mestre. Linha de
Pesquisa: Estratégia e Operações.

Aprovada em ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ualison Rébula de Oliveira (orientador)
UFF - Universidade Federal Fluminense

Prof. Dr. Henrique Martins Rocha
UERJ – Universidade Estadual do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Pítias Teodoro Lacerda
UFF - Universidade Federal Fluminense

À minha família, amigos e
professores.

AGRADECIMENTOS

Antes de tudo agradeço a Deus que permitiu que eu chegasse até aqui e por ter sido sempre minha força durante toda a minha vida.

Ao meu orientador Ualison Rébula de Oliveira pela dedicação e inspiração durante todos esses meses e por todo aprendizado proporcionado neste período.

Aos meus professores por facilitar a construção do conhecimento e apresentar novas ferramentas de pesquisa para o trabalho acadêmico. Não poderia deixar de citar aqui o Professor Pauli Garcia e o meu orientador que me apoiaram em momentos de grande dificuldade nessa jornada. Esse apoio foi essencial para que eu continuasse minha caminhada. Agradeço também ao Professor Gustavo Motta por proporcionar a descoberta do primeiro artigo em língua estrangeira que me auxiliaria em toda a pesquisa.

Aos meus amigos, que foram meu amparo e minha força durante essa caminhada e que estiveram comigo compartilhando alegrias, vitórias, tristezas e dificuldades.

À minha mãe, que nunca permitiu que eu desistisse.

Ao meu marido pela compreensão dos momentos ausentes em que me encontrava reclusa com os estudos.

E por último, a pessoa mais recente e mais amada em minha vida, minha filha, que tem me ensinado coisas novas todos os dias, mas que principalmente, me ensinou que se eu posso ser mãe, eu posso ser qualquer coisa nessa vida.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	1
1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	5
1.1 MICRO E PEQUENAS EMPRESAS.....	5
1.1.1 Panorama das MPE's no Brasil	6
1.1.2 Mortalidade de MPE's	8
1.1.3 Dificuldade de acesso ao crédito.....	10
1.2 RISCO DE CRÉDITO	14
1.2.1 Crédito	14
1.2.2 Acordos de Basileia	16
1.2.3 Risco de crédito	18
1.3 ANÁLISE E DEFERIMENTO DE CRÉDITO.....	19
1.3.1 Decisão de Crédito.....	19
1.3.2 <i>Credit Scoring</i>	20
1.3.3 Métodos estatísticos para modelos de <i>credit scoring</i>	22
2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	26
2.1 Classificação da pesquisa	26
2.2 Universo da pesquisa	27
2.3 Procedimentos metodológicos	27
2.3.1 Pesquisa bibliográfica	27
2.3.2 Pesquisa documental	27
2.3.3 Levantamento dos dados.....	27
2.3.4 Definição das variáveis.....	28
2.3.5 Análise dos dados	34
3 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS	44
3.1 Caracterização da Amostra.....	44
3.2 Regressão Logística: estimação da equação logística	47
3.3 Regressão Logística: validação da equação logística	57
3.3.1 Índice de acerto (Ia)	57

4	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	58
	REFERÊNCIAS.....	61
	ANEXOS	72
	Anexo I – Dados da população utilizados para análise	72

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BACEN – Banco Central do Brasil

MPE – Micro e Pequenas Empresas

FEBRABAN – Federação Brasileira de Bancos

SEBRAE – Serviço Brasileiro de Apoio à Micro e Pequena Empresa

MGE – Média e Grande Empresa

LC – Lei Complementar

CNC - Confederação Nacional do Comércio de Bens

EI – Empresário Individual

PIB – Produto Interno Bruto

OECD – *Organisation Coopération et de Développement Économiques*

BNDES – Banco Nacional de Desenvolvimento

MEI – Microempreendedor Individual

SIMEI – Sistema de Recolhimento em Valores Fixos Mensais dos Tributos abrangidos pelo Microempreendedor Individual

FGPC – Fundo Garantidor para a Promoção da Competitividade

FGI – Fundo Garantidor para Investimentos

BIS – *Bank for International Settlements*

G10 – Organização internacional que reúne os 10 representantes de 10 economias desenvolvidas

PLE – Patrimônio Líquido Exigido

SBA – *Small Business Administration*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Regime de tributação das MPE's.....	7
Figura 2: Distribuição das MPE's por setor.....	8
Figura 3: Crescimento anual do Crédito à Pessoa Jurídica	11
Figura 4: Técnicas multivariadas.....	35
Figura 5: Ramos de atividade das MPE's da amostra	44
Figura 6: Regime de tributação das MPE's da amostra.....	45
Figura 7: Sexo dos dirigentes da amostra.....	45
Figura 8: Estado civil dos dirigentes da amostra.....	46
Figura 9: Escolaridade dos dirigentes da amostra	46
Figura 10: Situação de adimplência ou inadimplência das MPE's da amostra	47

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Classificação dos estabelecimentos segundo o porte - SEBRAE	5
Quadro 2: Classificação de porte da empresa – BNDES	6
Quadro 3: Resumo das dificuldades enfrentadas pelas MPE's no acesso ao crédito	14
Quadro 4: Definição das hipóteses básica, secundárias e suas variáveis.	33
Quadro 5: Resumo das dimensões, variáveis e indicadores da pesquisa	34
Quadro 6: Conversão das variáveis não-métricas.....	39
Quadro 7: Variáveis independentes com a nomenclatura utilizada no SPSS	48
Quadro 8: Efeito das variáveis na equação logística de acordo com o coeficiente da estatística Wald	54
Quadro 9: Confirmação x refutação das hipóteses básica e secundárias	55
Quadro 10: Resumo das variáveis	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Mortalidade das Micro e Pequenas Empresas.....	9
Tabela 2: Casos incluídos na análise	47
Tabela 3: Codificação da variável dependente	48
Tabela 4: Codificação das variáveis categóricas	48
Tabela 5: Classificação base.....	49
Tabela 6: Estatística Wald.....	49
Tabela 7: Testes de significância dos coeficientes	50
Tabela 8: Indicadores de significância do método	50
Tabela 9: Teste de Hosmer e Lemeshow	50
Tabela 10: Tabela de contingência para o Teste de Hosmer e Lemeshow	51
Tabela 11: Classificação geral.....	51
Tabela 12: Variáveis incorporadas à equação	52
Tabela 13: Percentual de variação na razão de desigualdade.....	53
Tabela 14: Comparação do índice de acerto das amostras de estimação e de validação.....	57

RESUMO

A avaliação de risco de crédito para as pessoas jurídicas, realizada pelos bancos brasileiros de acordo com a regulamentação do BACEN, não leva em consideração variáveis que possam, de um lado, minimizar o risco de crédito das MPE's diante das instituições bancárias e, de outro, reduzir as taxas de juros praticadas para empresas destes portes. Com o sistema atual de análise de crédito, a exigência de garantias reais e as altas taxas de juros, quando comparadas às praticadas para as MGE's, são os recursos utilizados pelos bancos para minimizar ou compensar o risco de crédito das MPE's. Em contrapartida, a falta de garantia e os juros altos são os mais indicados pelas MPE's como dificultadores na tomada de crédito. A falta de crédito é um dos motivos mais apontados pela MPE como responsável pela sua falência. Diante desta realidade, a pesquisa teve como objetivo avaliar variáveis, além das definidas pelo BACEN através da Resolução 2.682/1999, que possam ser levadas em consideração na análise e deferimento de crédito de Micro e Pequenas Empresas, o que poderia contribuir para uma avaliação de crédito customizada para estas empresas, uma vez que não há diferenciação no deferimento de crédito para as grandes ou pequenas empresas. As variáveis estudadas foram: (i) localização, (ii) tempo de constituição, (iii) natureza jurídica, (iv) tempo de relacionamento, (v) quantidade de dirigentes e (vi) registro cadastral da empresa; (vii) escolaridade, (viii) idade, (ix) tempo na empresa e (x) restrição cadastral do principal sócio-dirigente. Para alcançar tal objetivo foi realizada uma pesquisa *ex-post facto*, a partir do estudo das características de 196 empresas tomadoras de crédito de uma agência bancária no período de 2008 a 2012. O método de análise e tratamento dos dados foi a regressão logística. Como resultado, concluiu-se que as variáveis analisadas por meio da regressão logística possuem poder preditivo sobre a probabilidade de inadimplência. O resultado da regressão logística foi de 85,7% da amostra classificada corretamente.

Palavras-chave: Micro e Pequenas Empresas, Regressão Logística, *Credit Scoring*. Análise e deferimento de crédito.

ABSTRACT

The assessment of credit risk for companies, performed by Brazilian banks in accordance with the regulations of the BACEN, does not take into account variables that may, on the one hand, to minimize the credit risk of MSE on the banks and, on the other, reduce interest rates for companies in these sizes. With the current system of credit analysis, the requirement of collateral and high interest rates, compared to those practiced for MGE's, are the resources used by banks to minimize or compensate for the credit risk of MSE's. The lacks of collateral and high interest rates are the most suited by MSE as difficulties in the making credit. The lack of credit is one of the reasons most mentioned by the MSE as responsible for its failure. Faced with this reality research aimed to evaluate variables, other than those defined by the BACEN through Resolution 2,682/1999, which can be taken into account in the analysis and approval of credit for Micro and Small Enterprises, which could contribute to a credit scoring custom for these sizes companies, since there is no differentiation in the credit approval for large or small businesses. The variables studied were: (i) location, (ii) establishment of time, (iii) legal constitution, (iv) time of relationship, (v) the number of directors and (vi) cadastral registration of the company; (vii) scholarship, (viii) age, (ix) time in the company and (x) cadastral restriction of the main socio-leader. To achieve this goal a survey was conducted ex-post facto, from the study of the characteristics of 196 credit borrower companies of a bank from 2008 to 2012. The method of analysis and processing of the data was logistic regression. As a result, it was concluded that the variables analyzed by logistic regression have predictive power on the likelihood of default. The result of logistic regression was 85.7 % of the sample correctly classified

.

Key-words: *Micro and Small Enterprises, Logistic Regression, Credit Scoring*

INTRODUÇÃO

A falta de crédito é um dos fatores mais apontados pelas Micro e Pequenas Empresas (MPE's) como responsável pela falência da empresa (BAUMGARTNER, 2004; SEBRAE/SP, 2010; SEBRAE, 2011; GRAPEGIA *et al.*, 2011; IBPT, 2013) e, também, como maior dificuldade no gerenciamento das empresas em atividade (SEBRAE, 2011).

Ao longo dos últimos anos, de acordo com dados do Banco Central do Brasil (BACEN, 2014), a concessão de crédito cresceu tanto para pessoas físicas quanto para pessoas jurídicas. O crédito a pessoas jurídicas cresceu 25% frente a 51% para pessoas físicas, no período de 2008 a 2012 (FEBRABAN, 2014).

O crédito tem a função de promover o desenvolvimento econômico e o acesso a recursos para que os tomadores adquiram os bens desejados no momento em que considerem oportuno (PERERA, 2013b). Urge, assim, a necessidade do apoio ao crédito às MPE's, por meio de linhas com menores taxas de juros e prazos maiores, uma vez que as MPE's e Empreendedores Individuais (EI's) representam 99% das cerca de 1,2 milhões de empresas que são criadas anualmente no Brasil (SEBRAE, 2011).

Atualmente, o processo de análise de risco de crédito, para pessoas físicas e jurídicas, dos bancos brasileiros deve considerar, no mínimo, os parâmetros estabelecidos pelo BACEN, por meio da Resolução 2.682/99.

Entre os parâmetros estabelecidos pelo BACEN para um modelo de análise de risco de crédito, a variável nível de escolaridade, por exemplo, não é levada em consideração, entretanto, empresários e dirigentes de empresas com nível superior tendem a utilizar ferramentas como planilhas de custos e fluxos de caixa (CIA; SMITH, 2001), que auxiliam na boa gestão dos negócios, minimizando os riscos de falência (FUJITA; MENOCE, 2012). Além do nível de escolaridade, outras variáveis poderiam ser incluídas em um processo de análise e deferimento de crédito, para auxiliar na previsão do risco de inadimplência da micro e pequena empresa (OLIVEIRA; ROCHA, 2007).

De acordo com Assaf Neto (2013), há ampla demanda por crédito não atendida no Brasil, visto que o acesso ao crédito é menor do que as necessidades de financiamento das atividades empresariais, principalmente entre as empresas de menor porte. As dificuldades para obtenção de crédito pelas MPE's decorrem dos seguintes motivos: o alto custo financeiro do crédito (CARVALHO; ABRAMOVAY, 2004; DONDOSSOLA; MADEIRA; ESTEVAM,

2010; ASSAF NETO, 2013), a insegurança dos gerentes concessionários (TABAK; CRAVEIRO; CAJUEIRO, 2009), a exigência de garantias reais (BAUMGARTNER, 2004; OLIVEIRA; FORTE, 2013) e a falta de comprovação e ou insuficiência de documentos (MORAIS, 2008; OLIVEIRA; FORTE, 2013).

Para Perera (2013b), o crédito contribuiu para o desenvolvimento de nações e grandes corporações, como por exemplo, a Ford, que se beneficiou de operações de crédito para vender mais de um milhão de carros por ano, em meados de 1910.

Além de benefícios, o crédito apresenta também riscos com os quais os bancos devem se preocupar durante o processo de análise da concessão (PERERA, 2013b). Dados levantados por Silva (2013) mostram que o índice de inadimplência entre os cinco maiores bancos do Brasil teve aumento de 3,2% para 3,7% em relação à sua carteira de crédito entre 2008 e 2012. Embora um aumento de 0,5% pareça pequeno, o número se torna expressivo ao se considerar que a concessão de crédito no Brasil, entre 2008 e 2012, aumentou de 34% para 53% do PIB (BACEN, 2014).

A inadimplência é, assim, um dos fatores que motiva bancos públicos e privados a adotarem uma postura mais conservadora durante a concessão de crédito às MPE's, visto que a inadimplência das pequenas e médias empresas é maior que das grandes empresas. Em junho de 2014, a inadimplência das pequenas e médias empresas era de 3,6% da carteira total de crédito no Brasil, frente a 0,4% das grandes empresas (BACEN, 2014).

Os bancos tentam minimizar o risco de crédito das MPE's praticando juros maiores (BATISTA; DIVINO; ORRILO, 2011) e ou exigindo garantias reais das MPE's (OLIVEIRA; FORTE, 2013). Porém, quanto maior os juros praticados, maior é a probabilidade de inadimplência (BATISTA; DIVINO; ORRILO, 2011) e a insuficiência de garantias reais é uma das maiores dificuldades enfrentadas pelas MPE's no relacionamento bancário (OLIVEIRA; FORTE, 2013).

Uma avaliação de crédito customizada para Micro e Pequenas Empresas, considerando a inclusão de mais variáveis preditoras do risco de inadimplência, melhoraria a análise de risco, o que poderia trazer benefícios aos tomadores de crédito, como a dilatação do prazo dos empréstimos, redução das taxas de juros e maior oferta de crédito, o que, conseqüentemente, colaboraria para reduzir a mortalidade destas empresas e impulsionar os investimentos necessários para expansão dos negócios existentes. Um número maior de MPE's ativas

representa mais postos de trabalho, aumento do PIB e sustentabilidade econômica, principalmente de regiões desprovidas de condições para a instalação de MGE's.

Assim, o trabalho é justificado pela importância das MPE's na economia brasileira e, ainda, considerando que: (i) 24,4% das MPE's no Brasil fecham antes de completar 2 anos de constituição (SEBRAE, 2013); (ii) a necessidade de capital para estas empresas é maior durante os primeiros meses de constituição (OECD ¹, 2005 *apud* FERREIRA; MACEDO, 2007), fase na qual a empresa ainda não possui histórico de dados que preencham os requisitos mínimos estabelecidos pelo BACEN; e (iii) as MPE's necessitam, a exemplo das MGE's, evoluir no acesso ao crédito ao mesmo tempo em que os bancos precisam ter maior segurança na concessão para estas empresas.

A pesquisa aqui desenvolvida possui como relevância a análise do poder preditivo de outras variáveis que possam ser incorporadas no processo de avaliação de risco de crédito e que sejam tão importantes quanto àquelas recomendadas pelo BACEN. A incorporação de novas variáveis aos atuais modelos pode contribuir para uma análise de crédito mais customizada, uma vez que não há diferenciação no deferimento de crédito para as grandes ou pequenas empresas (OLIVEIRA; ROCHA, 2005; 2007; VIEIRA, 2012), ou seja, a avaliação é realizada sem distinção do porte da empresa (SECURATO; FAMÁ, 1997; LIMA; MEDEIROS; LIMA, 2010). Nos Estados Unidos, os modelos de análise de crédito para os pequenos negócios são utilizados pelas instituições financeiras, desde 1997, para candidatos a créditos inferiores à US\$ 250.000 (duzentos e cinquenta mil dólares). A utilização de um modelo de análise de crédito customizado para empresas de pequeno porte permitiu aos bancos americanos redução no risco de crédito e alongamento do prazo para pagamento dos créditos concedidos às pequenas empresas (BERGER; FRAME, 2007).

Assim o problema desta pesquisa é a investigação de quais características, além daquelas regulamentadas pela Resolução BACEN 2.682/99, podem contribuir para uma análise e deferimento de crédito mais eficiente para Micro e Pequenas Empresas.

Logo, a hipótese básica do trabalho se consiste na existência de características, além das já utilizadas pelas instituições financeiras nos atuais modelos de *credit scoring*, que influenciam o risco de crédito das MPE's.

Neste sentido, o trabalho possui os seguintes objetivos:

¹ OECD. *Reduzindo o Custo Brasil*. Disponível em: <<http://www.oecd.org/home/-46k>>. Acesso em: 3 jan. 2005.

Objetivo Geral

Identificar variáveis, além das definidas pelo BACEN através da Resolução 2.682/1999, que possam ser levadas em consideração na análise e deferimento de crédito à Micro e Pequenas Empresas.

Objetivos Específicos

1. Levantar as características de Micro e Pequenas Empresas tomadoras de crédito, clientes de uma agência bancária entre o período de 2008 à 2012.
2. Analisar as características levantadas, considerando-as como variáveis, por meio do método de regressão logística.
3. Reunir as características de influência no risco de crédito das MPE's e parametrizar os dados obtidos por meio da regressão logística, transformando-os em informações para apoio à tomada de decisão.

Para se atingir os objetivos do trabalho foi realizada uma pesquisa do tipo *ex-post facto*, a partir de dados obtidos de 196 MPE's, de onde foram coletadas as características dessas empresas e de seus respectivos sócios-dirigentes. Neste tipo de pesquisa, o estudo é realizado “após a ocorrência de variações na variável dependente no curso natural dos acontecimentos” (GIL, 2002, p. 49). Esse tipo de pesquisa não garante que as conclusões relativas a relações do tipo causa-efeito sejam totalmente seguras (GIL, 2002), porém se obtém, geralmente, neste tipo de modalidade a constatação da existência de relação entre as variáveis, sendo esse tipo de pesquisa muitas vezes denominada correlacional (SANTO, 1992). O método de análise foi a técnica estatística de regressão logística, que é detalhada na seção 0 (Procedimentos Metodológicos)

Como limitador do trabalho, por se tratarem de dados coletados de forma não probabilística, os resultados a serem obtidos não podem ser generalizados (BUSSAB; MORETIN, 2013). Entretanto, apesar dessa limitação, julga-se que os resultados obtidos poderão servir de base para pesquisas futuras que se aprofundem em modelos matemáticos e que levem em consideração as variáveis aqui estudadas.

O trabalho está estruturado, além desta Introdução, em mais quatro capítulos, onde o Capítulo 1 aborda a Fundamentação Teórica, o Capítulo 2 aborda os Procedimentos Metodológicos, o Capítulo 3 aborda a Apresentação e Discussão dos Resultados e o Capítulo 4 as Considerações Finais.

1 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão abordados assuntos inerentes às Micro e Pequenas Empresas, risco de crédito e análise e deferimento de crédito.

1.1 MICRO E PEQUENAS EMPRESAS

De acordo com a Lei Complementar (LC) nº 123 de 14/12/2006, conhecida como Lei Geral, atualizada pela LC 147 de 07/08/2014, são consideradas Micro e Pequena Empresa a sociedade empresária, a sociedade simples, a empresa individual de responsabilidade limitada e o empresário que exerce profissionalmente atividade econômica organizada para a produção ou a circulação de bens ou de serviços, exceto de natureza intelectual, científica, literária ou artística. A classificação das empresas, em micro e pequenas, é realizada de acordo com o faturamento auferido no ano calendário:

- Microempresa: faturamento de até R\$ 360.000,00;
- Pequena Empresa: faturamento superior a R\$ 360.000,00 e igual ou inferior à R\$ 3.600.000,00

O Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) utiliza o critério de número de empregados para classificar as empresas quanto ao porte, conforme Quadro 1.

Quadro 1: Classificação dos estabelecimentos segundo o porte - SEBRAE

Porte	Setores	
	Indústria	Comércio
Microempresa	Até 19 pessoas ocupadas	Até 9 pessoas ocupadas
Pequena empresa	De 20 a 99 pessoas ocupadas	De 10 a 49 pessoas empregadas
Média empresa	De 100 a 499 pessoas ocupadas	De 50 a 99 pessoas ocupadas
Grande empresa	500 pessoas ocupadas ou mais	100 pessoas ocupadas ou mais

Fonte: SEBRAE / Elaboração: DIEESE (2013)

Outra classificação é adotada, ainda, pelo Banco Nacional do Desenvolvimento (BNDES, 2014), com a finalidade de ofertar produtos com condições diferenciadas de acordo com o porte, conforme Quadro 2.

Quadro 2: Classificação de porte da empresa – BNDES

Classificação	Receita operacional bruta anual
Microempresa	Menor ou igual a R\$ 2,4 milhões
Pequena Empresa	Maior que R\$ 2,4 milhões e menor ou igual a R\$ 16 milhões
Média Empresa	Maior que R\$ 16 milhões e menor ou igual a R\$ 90 milhões
Média-grande empresa	Maior que R\$ 90 milhões e menor ou igual a R\$ 300 milhões
Grande empresa	Maior que R\$ 300 milhões

Fonte: BNDES (2014)

Conforme citações anteriores, verifica-se que não há um consenso quanto à classificação das empresas conforme seu porte. Melo (2012) afirma que o conceito do que seja pequena, média ou grande empresa varia de país para país. Conclui-se, de acordo com Longenecker *et al.* (2007), que a classificação do porte da empresa possui padrões, geralmente, arbitrários, adotados para servir a um fim específico.

A classificação trazida pela LC nº 123/2006 acaba por definir as MPE's como aquelas empresas de menor potencial econômico. Essa definição é rejeitada por Amaral Filho (2011) que sinaliza a importância das MPE's como sustentadoras do cenário econômico, com a capacidade de dinamizar a economia dos municípios e de bairros de grandes cidades, agregando valor a produtos e serviços. A classificação das empresas se torna um assunto importante, pois de acordo com o porte, possuem acesso a benefícios financeiros, previstos na legislação brasileira, como por exemplo, a um sistema de tributação diferenciado, apresentado na LC nº123/2006, ou acesso ao microcrédito, conforme Lei nº 11.110/2005.

Face à falta de consenso, na literatura pesquisada, quanto à classificação das empresas, por semelhança aos valores adotados pela instituição financeira pesquisada, será considerada como MPE aquela de acordo com a definição do BNDES.

1.1.1 Panorama das MPE's no Brasil

O Brasil possui hoje, de acordo com dados da Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo (CNC, 2014), 12.470.015 (doze milhões, quatrocentos e setenta mil e quinze) MPE's ativas no país. Destas 4,5 milhões são Microempreendedores Individuais (MEI). A Lei Complementar nº 128/2008 criou condições especiais para que o trabalhador informal possa se tornar um MEI legalizado.

A CNC (2014) aponta que 39% das MPE's estão enquadradas no regime de tributação do Simples Nacional e 24% no regime de tributação normal. Os 37% restante estão enquadrados no Sistema de Recolhimento em Valores Fixos Mensais dos Tributos abrangidos pelo Microempreendedor Individual (SIMEI), que é o regime de tributação exclusivo para o MEI.

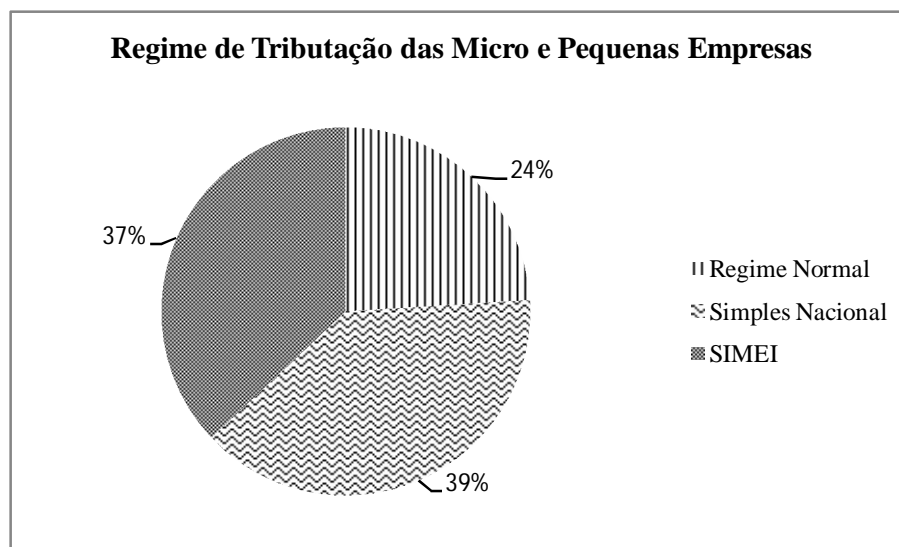


Figura 1: Regime de tributação das MPE's
Fonte: CNC (2014)

Em relação à atividade econômica, as cinco maiores entre as MPE's são: (i) comércio varejista de artigos de vestuários e acessórios, (ii) comércio varejista de mercadorias em geral com predominância de produtos alimentícios (minimercados, mercearias e armazéns), (iii) lanchonetes, (iv) cabeleireiros e (v) restaurantes. Juntas, estas atividades representam 19,71% das MPE's ativas no país. Por setor as MPE's estão distribuídas em 45,6% no setor de comércio, 44,3% no setor de serviços, 8,1% no setor de indústria e 2,0% no setor de agronegócio.

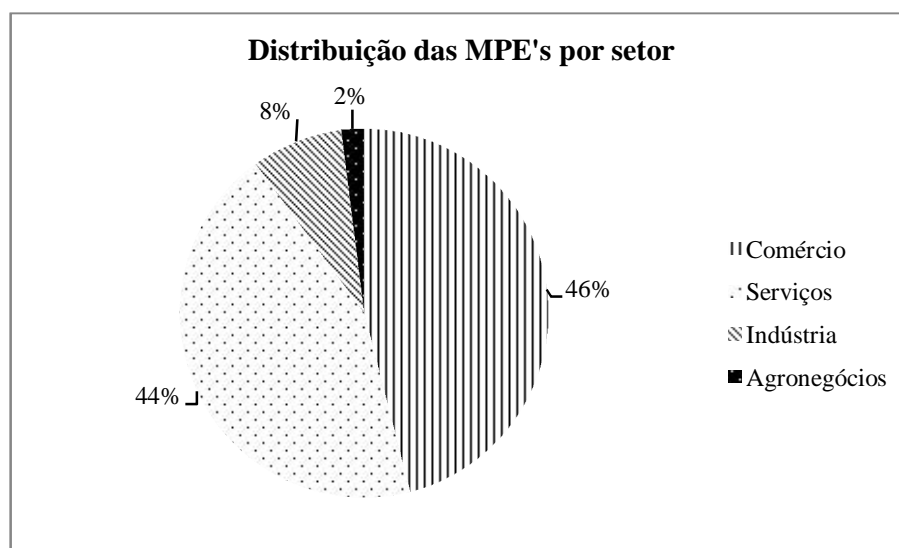


Figura 2: Distribuição das MPE's por setor
Fonte: CNC (2014)

De acordo com dados do SEBRAE (2011) as MPE's e Empreendedores Individuais (EI) representam 99% das cerca de 1,2 milhões de empresas que são criadas anualmente no Brasil; são responsáveis por 52% do saldo de empregos formais; por 40% da massa salarial; por 70% das novas vagas de empregos geradas por mês e produzem 25% do PIB do país. Embora as Micro e Pequenas Empresas sejam representativas na economia brasileira, observa-se uma alta taxa de mortalidade das empresas deste porte, principalmente entre àquelas com até dois anos de constituição.

1.1.2 Mortalidade de MPE's

A taxa de mortalidade de MPE's em 2007, para empresas com até 2 anos de constituição, no Brasil, foi de 22% (SEBRAE, 2011). Em comparação a outros países a taxa de mortalidade de MPE's brasileiras é considerada alta. Entre os países membros da *OECD – Organisation Coopération et de Développement Économiques* (2015), a maior taxa de mortalidade de empresas com até 2 anos e com pelo menos um empregado foi a de Portugal, 16,1% em 2007, e a menor a da Bélgica, com 2,7% de empresas fechadas. A taxa de mortalidade média entre os países estudados pela OECD, em 2007, foi de 8,38%.

Entre os fatores determinantes para o fechamento de micro e pequenas empresas brasileiras, de acordo com pesquisa do SEBRAE (2011), a “falta de capital de giro” foi apontada por 40% das empresas ativas como dificuldade para o gerenciamento da empresa, e

por 36% das empresas como sendo o motivo do seu fechamento, o que indica que estas empresas não possuem recurso para o giro do negócio e também não conseguem captá-lo no mercado. Adicionalmente, a “falta de crédito bancário” representa uma dificuldade de gerenciamento para 21% das empresas ativas e foi o motivo do fechamento de 18% das empresas inativas.

Reforçando as constatações acima, na mesma pesquisa, o “uso de capital próprio” foi apontado por 44% dos empresários de MPE’s inativas como fator de sucesso para uma empresa. Isso indica que quase metade das empresas pesquisadas acredita que não se pode contar com financiamento de terceiros.

De acordo com o IBPT – Instituto Brasileiro de Planejamento Tributário (2013), no primeiro ano de vida, 16,32% das micro e pequenas empresas encerram as suas atividades. Entre um e cinco anos de vida, 44,95% dos empreendimentos desaparece e até 20 anos de existência mais de 87% das empresas encerram suas atividades, conforme

Tabela 1.

Tabela 1: Mortalidade das Micro e Pequenas Empresas

Idade por ocasião da morte de Micro e Pequenas Empresas	Frequência %	Frequência acumulada %
entre 0 e 1 ano	16,32%	16,32%
entre 1 e 2 anos	9,84%	26,16%
entre 2 e 3 anos	7,98%	34,14%
entre 3 e 4 anos	6,02%	40,16%
entre 4 e 5 anos	4,79%	44,95%
entre 5 e 6 anos	4,11%	49,06%
entre 6 e 7 anos	3,99%	53,05%
entre 7 e 8 anos	4,01%	57,06%
entre 8 e 9 anos	3,17%	60,23%
entre 9 e 10 anos	3,26%	63,49%
entre 10 e 20 anos	23,69%	87,18%
entre 20 e 30 anos	9,55%	96,73%
entre 30 e 40 anos	2,57%	99,30%
entre 40 e 50 anos	0,67%	99,97%
entre 50 e 75 anos	0,02%	99,99%
entre 75 e 100 anos	0,01%	100,00%
Mais de 100 anos	0,00%	100,00%

Fonte: Adaptado de IBPT (2013)

As principais causas do desaparecimento das micro e pequenas empresas brasileiras são (IBPT, 2013):

- a) Falta de planejamento e informações do mercado = 41,64%%;
- b) Complexidade tributária e burocracias = 16,51%;
- c) Dificuldade no acesso a crédito financeiro e a investimentos = 14,43%;

- d) Tecnologias de gestão complexas e de alto custo = 11,76%;
- e) Brigas familiares ou de sócios = 6,65%;
- f) Falência = 4,27%;
- g) Encerramento espontâneo de atividades (doença, morte, falta de estímulo à manutenção do negócio) = 2,51%; e
- h) Outras causas (desatualização tecnológica, política econômica, etc.) = 2,23%.

Pesquisa realizada pelo SEBRAE (2010) do estado de São Paulo, ainda aponta que entre as MPE's daquele Estado, apenas 42% possuíam mais de cinco anos de atividade. Destas empresas, 21% delas alegaram ser a falta de capital a maior dificuldade enfrentada. As empresas encerradas em 2008 em São Paulo deixaram de gerar R\$ 18,2 bilhões de faturamento e extinguiram 348 mil postos de trabalho, além disso, 31% dos empresários falidos foram absorvidos pelo mercado de trabalho, quando poderiam estar gerando novos postos de emprego.

Diante da importância das MPE's na economia brasileira, da alta taxa de mortalidade em comparação a outros países e da falta de capital como um dos principais motivos para o encerramento de empresas ou de dificuldade de gestão, que novos modelos de avaliação de crédito devem ser desenvolvidos para facilitar o acesso ao crédito destas empresas e diminuir a insegurança das instituições financeiras durante a concessão.

1.1.3 Dificuldade de acesso ao crédito

No gerenciamento das suas atividades, o apoio financeiro é fundamental para a sobrevivência das MPE's, pois instrumentaliza e prepara estas empresas para as dificuldades e exigências do mercado. A realidade das empresas de micro e pequeno porte mostra que há uma demanda por instrumentos creditícios que possibilitem seu crescimento e desenvolvimento (CAMARGOS *et al.*, 2010), porém há vários fatores que dificultam o acesso destas empresas ao crédito.

As MGE's se apropriam com facilidade dos recursos bancários, enquanto as MPE's por não possuírem as garantias exigidas ou por terem que assumir altas taxas de juros nos contratos que firmam com os bancos, tem suas chances de captação de recursos reduzida (BAUMGARTNER, 2004). O Relatório de Estabilidade Financeira produzido pelo Banco Central do Brasil (BACEN, 2014), aponta que as pequenas e médias empresas, em junho de

2014, possuíam 45% do estoque de crédito destinado às pessoas jurídicas no Brasil, uma redução de 1,6 pontos percentuais em relação a dezembro de 2013. Essa redução, de acordo com o BACEN (2014), é consequência do crescimento menor da carteira de crédito das pequenas e médias empresas em relação às grandes empresas, conforme Figura 3. De acordo ainda com o relatório, esse fato é reflexo de uma postura mais conservadora dos bancos, tanto públicos quanto privados, que adotam critérios mais prudentes de concessão, visto que a inadimplência das pequenas e médias empresas é maior que das grandes empresas. Em junho de 2014 a inadimplência das pequenas e médias empresas era de 3,6% da carteira total de crédito, frente a 0,4% das grandes empresas.

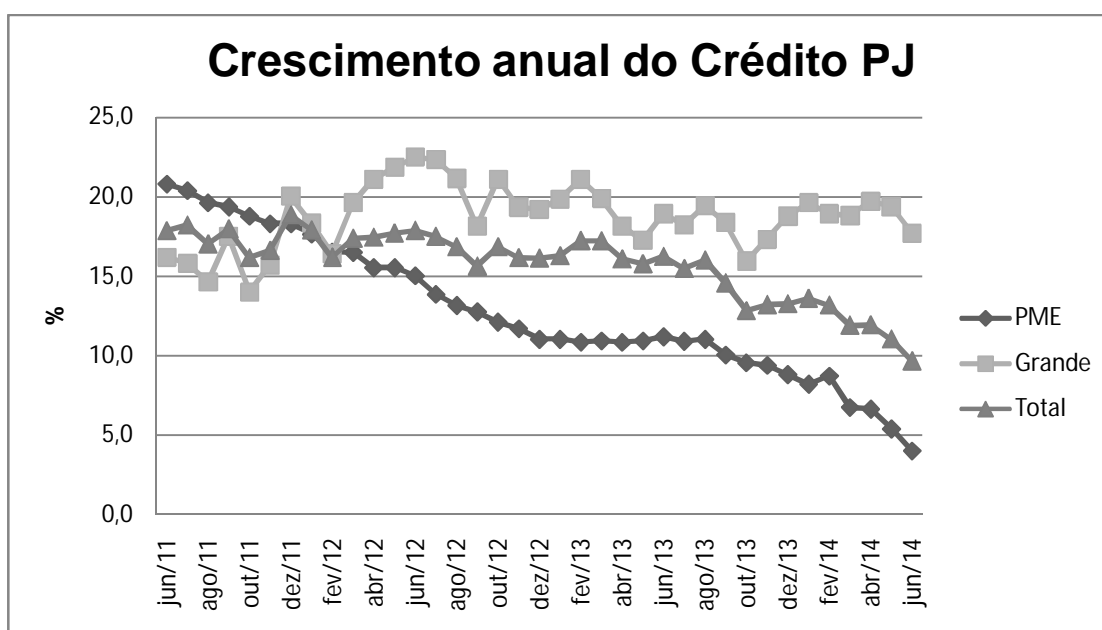


Figura 3: Crescimento anual do Crédito à Pessoa Jurídica

Fonte: BACEN (2014)

Zica, Martins e Chaves (2008) apontam em seu trabalho, a partir de dados do Banco Mundial, que 28,83% das MPE's possuem acesso ao crédito, frente 42,79% e 54,52% das médias e grandes empresas, respectivamente.

De acordo com Tecles, Tabak e Staub (2008), os bancos decidem sobre a composição de suas carteiras, baseando-se, por exemplo, em suas preferências de concentração ou de diversificação do crédito entre os setores econômicos. Quando é possível obter mais informações sobre determinada indústria, por exemplo, os bancos podem preferir nela concentrar seus empréstimos, reduzindo custos de informação. Por outro lado, os bancos podem procurar diversificar os clientes a quem concedem crédito, sob a justificativa de diminuir a variação dos retornos e, portanto, dos riscos.

Estudo realizado por Oliveira e Forte (2013) na região Nordeste, indica que o produto mais procurado pela MPE's, 40,5% do total daquela região, é o crédito para capital de giro, seguido do crédito de longo prazo (financiamento), 25,5% e, em terceiro, o cheque empresa (equivalente ao cheque especial para pessoa física), 17,5%. Segundo os autores, a procura por crédito de longo prazo indica que as empresas têm a intenção de expandir seus negócios, e por isso procuram pelos financiamentos para aquisições de ativos fixos (máquinas, equipamentos e instalações). A partir da necessidade do produto cheque empresa, Oliveira e Forte (2013) identificam uma necessidade imediata de capital de giro, entretanto, deste tipo de crédito, são cobrados juros maiores pelos bancos, o que pode levar a uma complicação da saúde financeira das empresas.

Pesquisa realizada por Grapeggia *et al.* (2011), sobre os fatores condicionantes de sucesso e ou mortalidade de micro e pequenas empresas em Santa Catarina, indica que o fator “Acesso a financiamento” foi o mais apontado por empresários de micro e pequenas empresas ativas e extintas, quando considerado os aspectos externos à organização. Baumgartner (2004) sinaliza a importância das MPE's no Brasil, indicando que a formação dessas empresas propicia uma dinâmica geradora de empregos, porém as oportunidades para essas empresas efetuarem seus negócios e se manterem ativas são limitadas, devido a uma série de fatores, entre eles o acesso ao crédito.

Estudo realizado por Morais (2008), referente a recursos financeiros oriundos do BNDES para financiamentos à pessoa jurídica, apontou que a participação das MPE's na tomada destes recursos poderia ser maior, caso as empresas pudessem contar com o FGPC (Fundo Garantidor para a Promoção da Competitividade). Porém, no ano de 2007, houve redução dos recursos alocados pelo governo federal neste fundo, que perdeu então a capacidade de honrar os compromissos com avais, levando assim ao desinteresse dos bancos neste tipo de garantia. Em 2009, de acordo com o BNDES (2015), o FGPC foi substituído pelo FGI (Fundo Garantidor para Investimentos), cujo objetivo é facilitar a obtenção de crédito por micro e pequenas empresas, complementando parte da garantia oferecida por elas, a um custo sobre o valor concedido.

Outro entrave na concessão de crédito às MPE's, apontado por Morais (2008), está nos procedimentos burocráticos das homologações do crédito pelo BNDES, que analisa as solicitações enviadas pelos bancos caso a caso, elevando o prazo das aprovações dos financiamentos. Mais uma dificuldade está na exigência de documentação que comprove a

regularidade fiscal e trabalhista da empresa, sendo outro fator de alongamento do prazo de aprovação.

Os estudos de Morais (2008) apontam ainda, como dificuldade no acesso ao crédito, as falhas gerenciais e estruturais das MPE's, como: informalidade na condução dos negócios, baixa transparência nos registros contábeis e nas documentações legais, e a inadequada administração financeira dos negócios. Essas falhas aumentam a assimetria de informações entre empresas e bancos, contribuindo para o aumento do risco e encarecimento do custo do crédito.

Pesquisa realizada por Dondossola, Madeira e Estevam (2010), sobre as dificuldades enfrentadas pelas MPE's do setor de confecção da cidade de Criciúma, estado de Santa Catarina, na obtenção de crédito junto às instituições financeiras, concluiu que, o principal obstáculo são as altas taxas de juros praticadas pelo mercado de crédito.

Oliveira e Rocha (2005) também indicaram em seu trabalho a dificuldade das MPE's em terem acesso ao crédito. Em pesquisa empírica realizada com um gerente de negócios pessoa jurídica de uma instituição financeira, foi constatado naquela época que: (i) no banco pesquisado não havia um programa de crédito específico para micro e pequenas empresas; (ii) a análise de crédito era realizada por um programa computacional, que não diferenciava micro e pequenas empresas de médias e grandes empresas; (iii) as informações utilizadas para análise de crédito eram: data de constituição, ramo de atividade, faturamento médio mensal e restrições financeiras; (iv) o banco não concedia crédito a empresas recém constituídas; (v) havia exigência de garantias e que não havia diferenciação quanto ao rigor desta exigência para micro e pequenas empresas ou médias e grandes empresas; e (vi) as taxas de juros praticadas para médias e grandes empresas eram menores do que para micro e pequenas empresas.

Outras características em relação ao crédito foram investigadas por Oliveira e Forte (2013). A necessidade de empréstimo das micro empresas por ano é entre R\$ 10.000,00 e R\$ 50.000,00 e das pequenas empresas entre R\$ 50.000,01 e R\$ 100.000,00. O prazo que as micro empresas julgam necessário para pagar um empréstimo é maior do que 24 meses e as pequenas empresas apontam necessitar entre 12 e 24 meses para pagamentos dos empréstimos tomados. Entre as dificuldades que as MPE's encontram para operar com os bancos, 45,7% das empresas responderam ser a insuficiência de garantias reais, seguido de 30,5% que

indicaram a falta de comprovação e insuficiência de documentos como sendo a maior dificuldade no relacionamento bancário.

Com base nos autores citados anteriormente, o Quadro 3 apresenta o resumo das dificuldades apontadas pelas MPE's no acesso ao crédito.

Quadro 3: Resumo das dificuldades enfrentadas pelas MPE's no acesso ao crédito

Principais dificuldades de acesso ao crédito enfrentadas pelas MPE's de acordo com pesquisas realizadas	Autores
Falta de fundo garantidor de empréstimo, para complementar o Aval e substituir a necessidade de garantia real	Morais (2008);
Burocracia bancária	Morais (2008)
Insuficiência de documentos	Morais (2008); Oliveira e Forte (2013)
Informalidade na condução dos negócios	Morais (2008); Figueira (2001)
Baixa transparência nos registros contábeis	Morais (2008); Figueira (2001)
Inadequada administração financeira	Morais (2008); Figueira (2001)
Altas taxas de juros	Dondossola, Madeira e Estevam (2010); Oliveira e Rocha (2005); Figueira (2001)
Falta de sistema de análise de risco de crédito para MPE's	Oliveira e Rocha (2005); Vieira (2012); Figueira (2001)
Exigência de garantias	Oliveira e Rocha (2005); Oliveira e Forte (2013)

Fonte: Elaboração própria (2015)

Uma das formas para reduzir o risco de crédito envolvido em todas as operações de empréstimo e financiamentos é a exigência de garantias pelo banco. O risco é inerente a todo tipo de negócio e, é razoável pensar que as instituições financeiras adotem medidas de redução deste risco ao mínimo possível, uma vez que não é possível eliminá-lo.

1.2 RISCO DE CRÉDITO

Nesta seção são abordados conceitos e estudos sobre crédito, Acordos de Basiléia e risco de crédito.

1.2.1 Crédito

De acordo com Perera (2013b), a história do crédito tem sua evolução estreitamente ligada ao desenvolvimento econômico e ao acesso das pessoas aos bens que lhe são necessários. Quanto utilizado de forma adequada, como instrumento de gerenciamento de consumo, tanto por governos quanto por empresas, o crédito desempenha papel fundamental

no cotidiano da humanidade, como instrumento provocador e facilitador nas transações de bens e serviços.

O termo crédito, segundo Securato (2012) tem origem no latim *creditum*, que significa segurança na verdade de alguma coisa, identificando uma relação de confiança entre duas ou mais partes, numa determinada operação. Num contexto atual, o autor apresenta uma definição mais ampla de que,

em sua essência, o crédito, ou mais propriamente a operação de crédito, é uma operação de empréstimo sempre considerada como dinheiro, ou, caso comercial equivalente a dinheiro, sobre o qual incide uma remuneração denominada juros, por um período previamente determinado (SECURATO, 2012, p. 24)

Outra definição é a de Schrickel (1997), que descreve o crédito como todo ato de vontade ou disposição de alguém de ceder, temporariamente, parte de seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa do retorno integral acrescido de remuneração, após determinado período.

Para Silva (1998), o crédito que alguém dispõe é a sua capacidade de obter dinheiro, mercadoria ou serviço, mediante o pagamento num prazo ajustado.

O crédito, de acordo com Securato (2012) pode ser classificado quanto à necessidade, quanto ao doador do recurso e quanto à finalidade.

Quanto à necessidade o crédito é classificado como público e privado. O crédito é público quando tem origem nas necessidades de cobertura dos gastos governamentais, e, privado quando sua origem é nas necessidades de recursos das empresas dos mais variados setores. Quanto ao doador do recurso, o crédito é classificado em bancário (ou financeiro) ou comercial (ou mercantil). O crédito é considerado bancário quando o doador do recurso é um banco ou financeira, e é comercial quando o doador é uma empresa comercial. Quanto à finalidade, o crédito pode ser imobiliário, quando os recursos tomados têm o objetivo da aquisição de imóveis; agrícola, quando o objetivo é estimular os investimentos rurais pelos produtores e cooperativas; ao consumidor, quando é destinado à aquisição de bens duráveis; e educativo, quando tem o objetivo de financiar a formação educacional (SECURATO, 2012).

Diante dos tipos de crédito existentes e das definições apresentadas, verifica-se que toda operação de crédito envolve o empréstimo, em valor monetário, ou obtenção antecipada de algo mediante a promessa de um pagamento futuro, acrescido de algum tipo de remuneração.

O mercado de crédito no Brasil é constituído por dois segmentos, conforme a origem dos recursos e as condições aplicadas nos empréstimos e nos financiamentos: o crédito livre e os recursos direcionados. No crédito livre as condições aplicadas nos empréstimos e financiamentos, como taxas e prazos, são definidas pelo banco concessor. Os recursos direcionados provêm de fontes institucionais, como o BNDES, e as condições são previamente estabelecidas nas normas dos respectivos fundos e programas de crédito (MORAIS, 2008).

Desde março de 2011, o Banco Central do Brasil coleta opiniões sobre as condições do crédito bancário nacional, a exemplo de outros países como Estados Unidos, Inglaterra, Japão, Chile e União Europeia (BACEN, 2012). Os fatores que determinam as condições de oferta de crédito, de acordo com os especialistas consultados pelo BACEN são: a capacidade de pagamento do tomador, seguido por inadimplência e tolerância ao risco.

Quanto ao comportamento referente à demanda de crédito, pelas micro, pequenas e médias empresas, fatores relacionados à necessidade de reforço do capital de giro e à realização de investimentos são os mais relevantes. De acordo com o BACEN (2012), para as grandes empresas, a concorrência é o fator decisivo para o dimensionamento da demanda de crédito, enquanto que para as micro, pequenas e médias empresas é a taxa de juros que provoca as maiores oscilações.

Assim, se as taxas de juros são consideradas baixas pela MPE ela tende a tomar mais empréstimos, mesmo que não haja outra motivação. O problema neste tipo de comportamento é que ao se endividar, a empresa assume o compromisso de pagamento mensal do empréstimo tomado, aumentando assim sua despesa fixa por determinado período. Quando o valor recebido a título de crédito não é investido de forma que gere receita ou melhore o fluxo de caixa da empresa, a probabilidade da empresa não honrar o compromisso assumido aumenta.

Desta forma ressalta-se, de acordo com Perera (2013a), que nenhuma promessa de pagamento futuro ou devolução de dinheiro é absolutamente segura: o que existe é uma probabilidade do devedor cumprir sua promessa, ou seja, há o risco do não pagamento.

1.2.2 Acordos de Basiléia

Em resposta ao colapso do sistema Bretton Woods, regime no qual as moedas de 44 países estavam vinculadas ao dólar e este, por sua vez, vinculado ao ouro, surgiu em 1975 o Comitê de Supervisão Bancária da Basiléia, ligado ao *Bank for International Settlements*

(BIS). Concebido em um fórum de cooperação entre os países do G10 (Organização internacional que reúne os 10 representantes de 10 economias desenvolvidas), o objetivo do Comitê era reforçar a estabilidade financeira através da melhoria do conhecimento e da qualidade da supervisão bancária em nível mundial (BIS, 2014). Com as bases para a supervisão dos bancos estabelecidas, a adequação de capital se tornou um dos principais focos do Comitê. No começo dos anos 1980, o início da crise da dívida latino-americana colaborou para aumentar as preocupações formuladas pelo Comitê de que as relações entre os bancos internacionais de capital estavam se deteriorando em um momento crescente de riscos. Apoiado pelos governadores do G10, os membros do comitê decidiram tratar o *déficit* dos padrões de capital em seus sistemas bancários e trabalhar no sentido de maior convergência na medição adequada do capital. O Acordo de Basileia I, ou simplesmente Basileia I, surgiu então em 1988, recomendando um índice mínimo de 8% de capital dos ativos do banco para cobertura do risco de crédito (BIS, 2014). No Brasil, essa medida foi implementada por meio da resolução 2.099, do Banco Central do Brasil, em agosto de 1994. A resolução estabelecia que, as instituições financeiras operando no país deveriam possuir, no mínimo, 8% de Patrimônio Líquido Exigido (PLE) de seus ativos ponderados por fatores de risco. Em 1997 o índice foi alterado para 11%, por meio da Circular 2.784, do BACEN (CARVALHO; SANTOS, 2008).

Em junho de 1999, o Comitê apresentou uma nova proposta de adequação de capital para substituir a de 1988. Assim, em 2004 foi lançada a *Revised Capital Framework* (Estrutura de Capital Revisada), conhecida como Basileia II. O quadro revisto é composto de 3 pilares: (i) constituição de capital proporcional aos ativos ponderados pelo risco, tanto de crédito quanto de mercado. O risco operacional também é tratado pelo Basileia II; (ii) definição do papel do supervisor financeiro nesse novo quadro; e (iii) utilização eficaz da divulgação de informações dos bancos para reforçar a disciplina do mercado e incentivar as práticas bancárias. (BIS, 2014)

Com a crise financeira de 2007/2008, os métodos regulatórios propostos no Basileia II não se mostraram eficazes, por isso, o Comitê reexaminou o acordo de 2004 quanto ao tratamento de formas de mitigação de riscos, buscando torná-las mais robustas. Surgiu então o Basileia III, que não chega a ser um acordo, mas um conjunto de propostas de emendas ao Basileia II, que visa aumentar as exigências constantes no acordo de 2004 ou criar novas demandas, seja para controlar a instabilidade do mercado financeiro ou para evitar novos

transtornos mais graves, nos casos em que a crise mostrou que os procedimentos previstos foram insuficientes (CARVALHO, 2010). De acordo com Leocadio (2013), o Basileia III trata essencialmente de três tipos de riscos relacionados ao risco financeiro ou de capital: o risco de mercado, o risco de crédito e o risco operacional.

O risco de mercado decorre das perdas devido às oscilações em variáveis econômicas e financeiras, como taxas de juros, taxas de câmbio, preços de ações e *commodities* (GOULART, 2003). O risco operacional é o risco de perdas decorrentes de sistemas inadequados, má administração, controles defeituosos, falha humana, fraudes e falhas tecnológicas (JORION, 1997). O risco de crédito é a possibilidade de uma perda econômica resultante da incerteza quanto ao recebimento de valores pactuados com tomadores de empréstimos (JORION, 2001). O risco de crédito será detalhado na seção 1.2.3.

1.2.3 Risco de crédito

O risco é definido por Gitman (2004), fundamentalmente, como a possibilidade de perda financeira, assim como por Lemes Junior (2005), que complementa a definição como sendo risco a variabilidade de retorno associado a determinado ativo.

Dermine (2010) identificou seis modalidades principais de risco em operações bancárias, entre elas o risco de crédito. As fontes do risco de crédito são: (i) risco de crédito corporativo e no varejo; (ii) risco de contrapartes; (iii) risco de liquidação; (iv) risco ambiental; e (v) risco de país.

O risco de crédito corporativo e no varejo refere-se ao não recebimento pontual dos juros e ou principal do valor emprestado a um mutuário varejista, corporativo ou institucional. O risco de contrapartes é um tipo de risco de crédito no qual o mutuário é uma instituição financeira. O risco de liquidação é o risco envolvido na negociação de valores mobiliários, instrumentos referenciados em câmbio exterior ou em preços das *commodities*. O risco ambiental acontece quando a garantia de algum empréstimo obriga o credor a reter ativos reais com algum passivo ambiental. E, o risco de país (ou de soberania) é o de perdas que possam surgir quando o país está passando por uma grave crise econômica e adota medidas prejudiciais aos bancos como aumento de impostos ou controle de capital (DERMINE, 2010).

Assim, os bancos devem adotar medidas de mitigação de risco, a fim de evitar dificuldade financeira e perda de valor. Recomenda-se que a função de gestão de risco deve ser independente das unidades comerciais (DERMINE, 2010).

Uma evidência da preocupação dos bancos centrais com o gerenciamento de risco de crédito são os acordos de capital de Basiléia (MARINS; NEVES, 2013), citados na seção anterior.

No Brasil, os concessionários de crédito devem elaborar ou adotar modelos para a classificação do risco de crédito, tanto para pessoa jurídica quanto para pessoa física, que considerem os conjuntos de fatores estabelecidos pelo BACEN, por meio da Resolução 2.682/1999, que são:

- I. Em relação ao devedor e seus garantidores:
 - a) Situação econômico-financeira;
 - b) Grau de endividamento;
 - c) Capacidade de geração de resultados;
 - d) Fluxo de caixa;
 - e) Administração e qualidade dos controles;
 - f) Pontualidade e atrasos nos pagamentos;
 - g) Contingências;
 - h) Setor de atividade econômica;
 - i) Limite de crédito.
- II. Em relação à operação:
 - a) Natureza e finalidade da transação;
 - b) Características das garantias, particularmente quanto à solvência e liquidez;
 - c) Valor.

1.3 ANÁLISE E DEFERIMENTO DE CRÉDITO

Nesta seção são abordados assuntos referentes à decisão de crédito, *credit scoring* e métodos estatísticos para *credit scoring*.

1.3.1 Decisão de Crédito

Para que o mercado de crédito atenda aos interesses de todos os envolvidos na concessão, a política de crédito, por parte dos credores, deve ser eficiente na administração de valores a receber. É necessária uma política que oriente como o crédito é concedido a partir da definição de padrões como prazo, riscos, garantias exigidas, entre outros, com base nas

condições presentes e expectativas quanto à situação econômico-financeira da empresa, das condições da economia e do mercado onde a empresa opera (LEMES JR.; RIGO; CHEROBIM, 2010).

A análise de crédito, em geral, é realizada a partir das demonstrações financeiras e econômicas do cliente (SOLOMON; PRINGLE, 1981). Porém, outras informações podem ser utilizadas, como, por exemplo, dados demográficos dos candidatos ao crédito.

As formas mais utilizadas de avaliar o risco do crédito são: sistemas especialistas; sistemas de *rating* e sistemas de *escore* (SECURATO, 2012).

Nos sistemas especialistas, a decisão de crédito fica por conta da pessoa capacitada para realizar a avaliação da operação, que emite um julgamento subjetivo sobre o empréstimo. Um dos métodos que auxiliam as decisões neste tipo de sistema é conhecido como os 5 C's de Crédito: (i) caráter, que se refere à intenção do tomador pagar o empréstimo; (ii) capital, que se refere à capacidade de pagamento do tomador; (iii) capacidade, habilidade de pagar; (iv) colateral, relacionado às garantias oferecidas para o empréstimo; e (v) condições, que é o estado do ciclo do negócio, envolvendo fatores externos à empresa (SECURATO, 2012).

Nos sistemas de *rating*, há a classificação dos empréstimos de modo que sejam atribuídos provisões de acordo com o grau de risco. Quanto melhor o *rating*, menor é a porcentagem a ser provisionada (SECURATO, 2012).

Os sistemas de *escore*, ou *credit scoring*, têm sido empregados com êxito no crédito ao consumidor. A seleção dos critérios a serem utilizados no cálculo dos *escores* é realizada a partir de dados da experiência passada de inadimplência e de características do devedor, como idade, estado civil, renda, patrimônio líquido, propriedades de bens imóveis entre outros (SOLOMON; PRINGLE, 1981).

1.3.2 Credit Scoring

Credit Scoring é o conjunto de modelos de decisão e técnicas adjacentes que auxiliam credores na concessão de crédito ao consumidor. Estas técnicas permitem decidir se haverá ou não a concessão de crédito, quanto será concedido e quais estratégias operacionais aumentarão a lucratividade do credor (THOMAS; EDELMAN; CROOK, 2002).

Devido ao crescimento da indústria de crédito e à necessidade de gerir carteiras de crédito amplas, vários tipos de sistemas de *credit scoring* têm sido desenvolvidos e aplicados para suportar as decisões de aprovação de crédito. O principal objetivo dos sistemas de *credit*

scoring é classificar uma amostra de mutuários em grupos por afinidades (THOMAS, 2000; HSIEH; HUNG, 2010).

De acordo com Zhao *et al.* (2015) os sistemas de *credit scoring* são, geralmente, divididos em dois tipos: (i) avaliação de pedido de novos créditos, na qual as informações pessoais e a situação financeira do solicitante do crédito são os dados de entrada para calcular a pontuação do cliente (*score*); e (ii) previsão de inadimplência após concessão do crédito, na qual a pontuação do cliente é obtida a partir dos registros de crédito existentes, e a partir do seu histórico uma instituição financeira é capaz de prever a capacidade de pagamento do cliente e alterar seu nível de crédito. Os mesmos conceitos descritos pelos autores são adotados por Laha (2007) ao afirmar que as tarefas do *credit scoring* são divididas em dois tipos distintos, um cujo objetivo é classificar os candidatos a crédito em um grupo de “bons” ou “maus” pagadores, com base em informações financeiras e demográficas, e outro que lida com os consumidores existentes, utilizando dados de histórico de pagamentos de empréstimos tomados por estes consumidores. A esse segundo tipo é dada a denominação de *behavioral scoring*.

Não se observa, no entanto, um consenso claro do que realmente é considerado *credit scoring*. A fim de elucidar tal questão, para Thomas, Edelman e Crook (2002), as técnicas que ajudam na decisão de conceder novos créditos é denominada *credit scoring* e as técnicas que auxiliam em como lidar com créditos existentes, inclusive aumento de limites, é denominada *behavioral scoring*.

Credit scoring e *behavioral scoring* são sistemas de avaliação de risco de crédito baseados em escores (SECURATO, 2012), distinguindo-se quanto à finalidade e origem dos dados (THOMAS, 2000; LAHA, 2007), ou seja, com o mesmo princípio de classificação dos clientes, para fins distintos. Observa-se, então, uma preocupação tanto na concessão, quanto na manutenção dos créditos, a fim de se obter riscos de crédito menores.

Assim, conforme Saunder² (1999, *apud* SECURATO, 2012) os modelos de *credit scoring* possuem, basicamente, o objetivo de identificar os fatores que determinam a probabilidade de ocorrer a inadimplência, e conseqüentemente, combiná-los para obter um escore quantitativo. Um exemplo de modelo envolvendo indicadores relacionados à

² SAUNDERS, A. *Credit risk measurement: Value at Risk and other new paradigms*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1999.

ocorrência de inadimplência é o desenvolvido por Altman (1968), conhecido como Modelo Escore-Z de Altman.

O modelo de Altman (1968) é baseado a partir da análise discriminante múltipla, cujo objetivo é classificar empresas com probabilidade de falir, com a utilização de índices econômico-financeiros das empresas. Os valores dos índices são combinados e ajustados por pesos para construir um escore de risco de crédito. Assim, o credores tem condição de decidir aprovar ou rejeitar o crédito para a empresa. No Modelo Escore-Z de Altman, as empresas cujo resultado fosse abaixo de 1,81, indicavam ter problemas financeiros; àquelas acima de 2,99, indicavam não ter problemas; as que se encontravam entre esses limites estavam na zona de dúvida, onde a decisão passa a ser subjetiva, com base na experiência de quem está analisando o risco de crédito.

De acordo com Camargos *et al.* (2010), o avanço das técnicas de previsão de risco de crédito, que vão desde o treinamento de especialistas até o uso de modelagens estatísticas, foi influenciado por governos e por órgãos de supervisão bancária, devido a importância da concessão de crédito para o desenvolvimento de segmentos da economia, em especial o das MPE's.

Assim, na construção de um modelo de *credit scoring*, as empresas devem seguir os seguintes passos:

- a) com base no banco de dados da empresa, elabora-se uma amostra de bons e maus pagadores.(...);
- b) através da aplicação de técnicas estatísticas - análise discriminatória, análise logit, análise pro bit, etc. -, são determinadas as variáveis que melhor identificam tanto os bons pagadores quanto os maus pagadores** (grifo nosso);
- c) também com base nas técnicas acima descritas são determinados pesos às variáveis, que tem como objetivo diferenciar o seu grau de importância. Variáveis que tem mais eficiência na determinação do bom e do mau pagador recebem maior peso;
- d) assim é definida uma equação para se apurar o escore do cliente;
- e) define-se o ponto de corte que irá separar os créditos bons dos créditos ruins;
- f) com base na renda e ou no valor do patrimônio do tomador, ou através de outra medida, é calculado o valor do limite de crédito;
- g) também podem ser definidos limites para as linhas a serem oferecidas aos clientes, como limite para o cheque especial, cartão de crédito e crédito fixo pessoal (FIGUEIRA, 2001, p. 61).

1.3.3 Métodos estatísticos para modelos de *credit scoring*

De acordo com Diniz e Louzada (2012), os modelos de *credit scoring* são uma das principais ferramentas de suporte à concessão de crédito. O desenvolvimento destes modelos baseia-se, frequentemente, na descrição formal de quais características dos clientes avaliados

estão relacionados ao seu risco de crédito e qual a direção dessa relação. Verificada esta relação, é possível gerar um escore através dos quais os clientes possam ser ordenados segundo a sua chance de inadimplência.

O desenvolvimento de métodos estatísticos que, entre outros, dão suporte a concessão de crédito, intensificou-se a partir de 1933 com o lançamento da revista *Econométrica*. Nos anos 1940 e 1950 foram desenvolvidos os primeiros modelos de *credit scoring*, utilizando como metodologia básica, os métodos de discriminação produzidos por Fisher (1936)³. O primeiro trabalho conhecido que utilizou a análise discriminante para um problema de crédito, utilizando as técnicas de Fisher, para classificar bons e maus pagadores, foi o de Duran (1941)⁴ (DINIZ; LOUZADA, 2012).

Além do modelo de *credit scoring*, diretores do banco Citicorp, nos Estados Unidos, lançaram o livro “Risco e Recompensa: O Negócio de Crédito ao Consumidor”, que abordou o modelo de *behaviour scoring*, que auxilia na decisão da manutenção ou renovação de crédito, baseado nos dados transacionais dos clientes e o *Collection Scoring*, que auxilia nas decisões de priorização de estratégias de cobrança, com base nos dados transacionais de clientes inadimplentes. A partir de então, estes e outros modelos são utilizados como principais ferramentas na concessão de crédito em instituições financeiras no mundo (DINIZ; LOUZADA, 2012).

Para a construção destes modelos, os métodos estatísticos são instrumentos importantes para auxiliar os gestores de crédito no processo de decisão quanto à concessão de empréstimos. As instituições financeiras visam aprimorar esses modelos continuamente, visto que o crédito se tornou uma das principais fontes de receita do setor bancário. A modelagem estatística contribui para se ter maior agilidade no processo de decisão da concessão, ao mesmo passo que se aumentam os volumes concedidos. Entre os métodos utilizados nos problemas de crédito, com o objetivo de alcançar melhorias na redução do risco e aumento da rentabilidade, destacam-se a regressão logística e linear, a análise de sobrevivência, árvores de classificação, algoritmos genéticos e redes neurais. (DINIZ; LOUZADA, 2012).

O processo de gerenciamento de risco nos bancos tem passado por diversas reformulações, principalmente nos países membros do Comitê de Basileia, com isso novos

³ Fisher, R. A. (1936). *The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of Eugenics*, 7, 179-188.

⁴ Durand, D. (1941). *Risk elements in consumer instalment financing. Technical report, National Bureau of Economic Research*.

estudos de mensuração de risco de crédito de tomadores têm sido desenvolvidos, com a utilização dos métodos estatísticos citados.

A regressão logística foi utilizada por Brito e Assaf Neto (2008) para desenvolver um modelo de classificação de risco de crédito para empresas de capital aberto, classificando-as como solventes ou insolventes. Os resultados do estudo indicaram que o modelo foi capaz de prever com um ano de antecedência os eventos de inadimplência. Minussi, Damacena e Ness Jr (2002) utilizaram a regressão logística para avaliar o risco de 323 empresas do setor industrial, obtendo um índice de precisão de 94,85% quanto à classificação das empresas como solventes ou insolventes. Dos 49 indicadores financeiros utilizados na regressão, 5 foram selecionados estatisticamente para a composição final do modelo. Camargos *et al.* (2010) utilizaram a regressão logística para identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência nos processos de financiamento de micro e pequenas empresas, clientes do Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais.

Não foram encontrados estudos com a utilização da regressão linear na construção de modelos de risco de crédito. O motivo, provavelmente, é o fato de que a variável dependente quase sempre é dicotômica, já que se pretende classificar o risco do cliente em uma situação ou outra, por meio de escores que variam entre 0 e 1 e, na regressão linear, a resposta estimada pode estar fora deste intervalo, não sendo, portanto compatível com o fenômeno a se estudar (MARQUES; LIMA, 2002). A regressão linear pode ser utilizada, porém, para se realizar um teste exploratório de variáveis a serem utilizadas em métodos de redes neurais, quando o *software* a ser utilizado não possui a opção de inserção das variáveis passo a passo, a fim de determinar qual é mais significativa para a predição da variável dependente, a exemplo do que foi feito por Selau (2008).

Martins e Galli (2007) utilizaram a análise de sobrevivência, através do Modelo de Riscos de Cox, para identificar o risco de insolvência de empresas de capital aberto da Bolsa de Valores de São Paulo. De acordo com os autores, além do Modelo de Cox fornecer a probabilidade de ocorrência de um evento, estima também o tempo até sua ocorrência. Batista, Divino e Orrillo (2011) investigaram, por meio da análise de sobrevivência, como variações nas taxas de juros afetam a probabilidade de inadimplência em um modelo de equilíbrio geral com mercados incompletos e exigência de colateral.

Lopes (2011) utilizou árvores de classificação em comparação a outros métodos, não-paramétricos e paramétricos, para verificar a taxa de acerto na predição de bons e maus pagadores em financiamentos imobiliários.

Gouvêa, Gonçalves e Mantovani (2012), realizaram uma comparação entre a regressão logística e algoritmos genéticos para a classificação de bons e maus pagadores de crédito pessoal de uma instituição bancária do país. O resultado da pesquisa mostrou que a regressão logística alcançou um índice melhor de predição do que os algoritmos genéticos.

Quanto às redes neurais, Steiner *et al.* (2007) utilizou o método para construir um modelo de decisão quanto à concessão ou não de crédito bancário a clientes pessoas físicas, alcançando um nível de precisão acima de 80%. Na mesma linha de pesquisa, com a utilização de redes neurais, Lima *et al.* (2009), obtiveram índices de 79%, 71% e 85%, respectivamente, para as amostras de treinamento, validação e teste, de 2.475 clientes de uma rede varejista brasileira.

Entre os principais trabalhos internacionais que representam avanços na análise de crédito também se verifica a presença dos métodos estatísticos (PERERA, 2013a). Altman (1968) utilizou a análise discriminante múltipla para estabelecer um modelo capaz de prever a situação de insolvência de empresas do ramo da indústria com ativos entre US\$ 1 e 25 milhões. O modelo classificou corretamente 95% da amostra. Edmister (1972) também utilizou a análise discriminante na sua investigação com 42 empresas falidas, tomadoras de crédito e garantidoras da *Small Business Administration* (SBA), que pretendia determinar se os índices financeiros poderiam ser analisados como um previsor de falência futura ou não para pequenas empresas. Os resultados encontrados indicam relação entre os indicadores e a variável dependente e fornece suporte para a criação de um modelo de *credit scoring*. Ohlson (1980) utilizou a regressão logística para estudar o insucesso empresarial caracterizado pela falência destas empresas.

Os estudos citados anteriormente confirmam que os métodos estatísticos são instrumentos importantes e fortemente utilizados na proposta de construção de modelos de *credit scoring*, que venham auxiliar na decisão de crédito de instituições concessionárias, sejam elas bancárias ou mercantis.

2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Descrevem-se, neste capítulo, os procedimentos metodológicos que suportaram a pesquisa.

2.1 Classificação da pesquisa

Para classificação da pesquisa, toma-se como base a sistemática apresentada por Gil (2007), que a qualifica quanto a dois aspectos: aos objetivos e aos procedimentos técnicos utilizados.

Quanto aos objetivos a pesquisa é classificada como descritiva. Essa classificação é justificada devido à investigação de associação entre variáveis com a finalidade de descrever as características de MPE's tomadoras de crédito (GIL, 2007).

Quanto aos procedimentos técnicos utilizados, a pesquisa é do tipo *ex-post facto*, ou seja, a partir do fato passado, uma vez que, o estudo é realizado após a ocorrência das variações na variável dependente. O propósito básico desta pesquisa é verificar a existência de relação entre as variáveis, porém a pesquisadora não possui controle sobre as variáveis predictoras (independentes), visto que o fenômeno estudado já ocorreu. O não controle sobre a variável é a principal diferença entre a pesquisa *ex-post facto* e a pesquisa experimental (GIL, 2007).

Neste contexto, ressalta-se que a presente pesquisa não tem por finalidade desenvolver um novo modelo de *credit scoring*, mas sim avaliar outras variáveis, com base nos procedimentos metodológicos adotados neste trabalho, de forma que seja possível propor a incorporação destas variáveis aos atuais modelos de análise e deferimento de crédito que, conforme Vieira (2012), não são levadas em consideração. Assim, a pesquisa se concentra no segundo passo definido por Figueira (2001, p. 61) para a construção de um modelo de *credit scoring*, qual seja “b) através da aplicação de técnicas estatísticas - análise discriminatória, análise logit, análise pro bit, etc. -, são determinadas as variáveis que melhor identificam tanto os bons pagadores quanto os maus pagadores”.

2.2 Universo da pesquisa

A pesquisa é composta por todas as MPE's tomadoras de crédito de uma agência bancária, durante o período de 2008 a 2012, o que totaliza 196 empresas, adimplente e inadimplente. Por adimplente, entende-se as empresas com seus contratos de crédito em dia ou atraso de até 59 dias e, por inadimplente, aquelas empresas cujos contratos encontravam-se com atraso superior a 59 dias na data da coleta dos dados.

A partir do conceito apresentado por Triola (2005, p. 2), considera-se o conjunto de empresas, objeto desta pesquisa, uma população, visto que elas constituem “a coleção completa de todos os elementos a serem estudados”. Serão utilizados na pesquisa os dados de todas as empresas selecionadas bem como do principal sócio-dirigente de cada empresa.

As empresas estudadas foram selecionadas pelo critério de acessibilidade (VERGARA, 2007) da pesquisadora.

Por motivo de sigilo bancário (Lei Complementar nº 105/2001), sigilo empresarial (Lei 11.101/2005) e sigilo industrial (Lei 9.279/1996), a instituição bancária fornecedora dos dados não terá sua razão social revelada, bem como a dos seus clientes pesquisados.

2.3 Procedimentos metodológicos

Os procedimentos metodológicos que suportaram a pesquisa foram:

2.3.1 Pesquisa bibliográfica

Foi realizada pesquisa bibliográfica em livros, periódicos, eventos científicos, teses, dissertações, leis e sites de entidades públicas e privadas, a fim de obter o conhecimento teórico necessário para a realização da pesquisa empírica.

2.3.2 Pesquisa documental

A pesquisa documental foi realizada nos relatórios de avaliação de risco de crédito e fichas cadastrais das MPE's e de seus respectivos sócios-dirigentes, tomadoras de crédito de uma agência bancária no período de 2008 a 2012. Os documentos foram coletados entre novembro de 2013 e janeiro de 2015. Ao realizar a pesquisa documental foi possível obter os dados necessários para estudar empiricamente as características das MPE's envolvidas no processo de tomada de crédito.

2.3.3 Levantamento dos dados

Foram levantados os seguintes dados da população estudada: ano da concessão do crédito, valor concedido, situação de adimplente ou inadimplente, tempo de constituição,

localização, natureza jurídica, ramo de atividade, quantidade de dirigentes, quantidade de sócios, tempo do(s) dirigente(s) e sócio(s) na empresa, faturamento fiscal, faturamento real, endividamento total, regime tributário, quantidade de empregados, tempo de relacionamento com o banco, se os sócio(s), dirigente(s) e empresa possuem ou já possuíram restrição cadastral, idade, sexo, estado civil e escolaridade do(s) dirigente(s) e sócio(s). Esses dados foram tabulados em planilha do *software* Excel.

2.3.4 Definição das variáveis

A definição das variáveis a serem estudadas foi realizada por meio de formulação de hipóteses secundárias que complementam a hipótese básica do trabalho.

Evidencia-se, para tanto, a definição de hipótese, com base em Richardson (1999) e Marconi e Lakatos (2003), como sendo uma resposta provável, suposta e provisória ao ponto básico do tema de pesquisa, após individualizado e especificado na formulação do problema. Tal definição é corroborada por Quivy e Campenhoudt (2005), Gil (2007) e Vergara (2007). Assim, para Marconi e Lakatos (2003), a hipótese básica refere-se a principal resposta provável ao problema e, pode ser complementada por outras denominadas secundárias. Richardson (1999) atribui à hipótese básica a denominação de hipótese geral e às hipóteses secundárias o termo sub-hipótese.

Para Vergara (2007), o termo hipótese, em geral, está associado a uma investigação positivista. Assim, a autora apresenta como opção ao pesquisador de trabalhos qualitativos o termo suposição, sob a justificativa de que suposições não precisam ser testadas, apenas confirmadas ou não via mecanismos não estatísticos. Gil (2007) não diferencia hipótese de suposição, porém, para o autor, nem todas as hipóteses são passíveis de testes para confirmá-las ou refutá-las, o que não desqualifica as hipóteses formuladas pelo pesquisador. Ainda para o autor, o processo de elaboração de uma hipótese é de natureza criativa e, na maioria dos casos, a qualidade principal requerida do pesquisador ao formular suas hipóteses é a experiência na área. Gil (2007) lista as principais fontes de onde surgem as hipóteses: (i) observação; (ii) resultados de outras pesquisas; (iii) teorias; e (iv) intuição.

Russel *et al.* (2008) cita em seu trabalho que a hipótese é uma proposta de investigação, assim, defendem Garud (2015) e *The Case of the Hypothesis...* (2015), que as hipóteses devem ser elaboradas antes do estudo empírico e não *post hoc*. Garud (2015) considera que é necessário apoiar os pesquisadores a perseguirem novidades, a publicarem descobertas, para o bem e a continuidade da Academia. O autor coloca em discussão o esforço

empreendido por pesquisadores para reunir informações paralelas com o objetivo de explorar a robustez dos resultados já encontrados, o que culmina em publicação de repetições ao invés de descobertas. Em *The Case of the Hypothesis...* (2015), o autor expõe, ainda, que a maioria de seus artigos foi pensada inicialmente como proposições e, frequentemente, *post hoc*, ele construía hipóteses mais precisas para substituir as proposições que impulsionaram a pesquisa, porém, o autor coloca ainda em discussão o dilema ético de tal atitude, visto que as hipóteses *post hoc* foram apresentadas em seus artigos como uma suposição anterior à pesquisa empírica, quando de fato não eram, porém, o autor constata ser essa uma atitude rotineira, inclusive baseada em avaliações recebidas de periódicos, onde o avaliador sugere adequar a hipótese ao resultado encontrado na pesquisa, o que descaracteriza a hipótese no que tange à sua qualidade de resposta provisória a um problema, a ser testada posteriormente.

Ghanem (2003) ao levantar definições de hipóteses, conclui que hipóteses é uma tentativa de explicação, que sugere uma causa para um efeito e que necessita de mais informações e observações específicas, caracterizadas por serem baseadas em indução e serem passíveis de exame, tratamento e pesquisa pela pessoa que a formulou. De acordo com Ghanem (2003) as hipóteses podem ser elaboradas com base na intuição, observação, experimentos, experiência ou teoria, sendo esta última uma forma dedutiva de elaboração, e as demais indutivas.

“A organização de uma investigação em torno de hipóteses de trabalho constitui a melhor forma de conduzi-la com ordem e rigor, sem por isso sacrificar o espírito de descoberta e de curiosidade que caracteriza qualquer esforço intelectual digna deste nome” (QUIVY e CAMPENHOUDT, 2005, p. 19). Ou seja, quanto à condução da pesquisa, de acordo com Quivy e Campenhoudt (2005), a hipótese fornece à investigação um fio condutor eficaz, visto que o surgimento do trabalho se dá em analisar as hipóteses confrontando-as com os dados observados empiricamente. As hipóteses fornecem ao pesquisador o critério para selecionar, entre todos os dados disponíveis, os considerados pertinentes em relação a determinado assunto. Para exemplificar, Quivy e Campenhoudt (2005) citam o estudo de Durkheim⁵ sobre o suicídio, no qual não são utilizados dados estatísticos infinitos sobre o tema, mas sim os que parecem indispensáveis para testar e confirmar as hipóteses do pesquisador.

⁵ DURKHEIM, E. (1901). *Les règles de la méthode sociologique*, precedido de J.-M. Berthelot, *Les règles de la méthode sociologique ou l'Instauration du raisonnement expérimental en sociologie*, Paris, Flammarion, 1988.

Sheinberg e Brewster (2014) demonstraram a importância da formulação de hipóteses relacionais em terapias familiares. De acordo com as autoras, nas entrevistas iniciais de sessões de terapia familiar, o terapeuta enfrenta o desafio de obter e organizar informações relevantes para entender as preocupações das famílias, assim, o terapeuta, por meio de hipóteses, organiza informações específicas, a fim de que os membros da família entendam os problemas apresentados dentro de um contexto relacional. Mesmo que provisórias, estas hipóteses fornecem uma linha de atuação que guia todo o trabalho do terapeuta.

Quanto ao esforço intelectual, Quivy e Campenhoudt (2005) afirmam que a hipótese traduz um espírito de descoberta, e “o investigador que a formula diz, de fato: penso que é nesta direção que é necessário procurar, que esta pista será a mais fecunda” (QUIVY e CAMPENHOUDT, 2005, p.19). As hipóteses deste trabalho surgiram a partir deste conceito, onde a pesquisadora, a partir de sua experiência e de referencial teórico levantando, acredita que as variáveis, além daquelas já estabelecidas pelo BACEN, selecionadas para análise, são capazes de prever a situação do risco de crédito que o cliente possa assumir junto ao credor.

Desta forma, a primeira variável independente é a “localização”, que de acordo com Sfredo *et al.* (2006) e SEBRAE (2015) é fator de grande relevância no sucesso da organização, onde devem ser considerados pontos como fatores da comunidade, proximidade ao mercado consumidor e facilidade de acesso e infra-estrutura. Conforme Mello e Mello (2013), um dos primeiros estudos que relaciona atividade econômica, consumo e localização é a Teoria do Lugar Central, de Walter Cristaller, cuja fundamentação é de que o tamanho da área de influência comercial de uma empresa deve gerar um mínimo de negócios que justifique sua instalação neste local e que o tamanho desta área deve ser delimitado pela distância máxima que o consumidor está disposto a percorrer para obter um bem ou serviço. Assim, como o maior percentual de Micro e Pequenas Empresas está concentrado no ramo de comércio e serviço, conforme já exposto na revisão de literatura, a hipótese em relação à localização é de que as empresas localizadas na região central tem menos possibilidade de inadimplir, pois sua localização é propícia a comercialização dos produtos e serviços ofertados.

Para a variável “ensino superior”, Cia e Smith (2001) afirmam que um dirigente de empresa com nível superior tende a utilizar ferramentas como planilhas de custos e fluxos de caixa, o que para Fujita e Menoche (2012) auxiliam na boa gestão dos negócios, minimizando os riscos de falência. Por esse motivo, formulou-se a hipótese de que uma empresa dirigida

por alguém que possui ensino superior tem um risco de crédito menor do que aquela cujo dirigente não possui.

Em relação à “idade do dirigente” e o “tempo do dirigente na empresa”, estudo publicado pelo SEBRAE (2015) apontou que o percentual de donos de empresa com 35 anos ou mais de idade subiu de 69% para 74% entre 2003 e 2013, e concluiu que os negócios mais maduros são geridos por pessoas mais experientes, cujo tempo médio trabalhando no negócio era de 15 anos, frente a 5 anos entre os menores de 35 anos. Induz-se, portanto, que quanto mais velho e quanto maior for o de atuação do dirigente na empresa, menor o risco desta.

Quanto ao “tempo de constituição”, verificou-se que quase metade das empresas não ultrapassa os 6 anos de constituição e encerram suas atividades (IBPT, 2013). Portanto, é entendível que o crédito seja restrito a empresas recém constituídas, face à alta probabilidade de falência e conseqüentemente inadimplência, por isso, a hipótese em torno desta variável é de que quanto maior o tempo de constituição, menor é o risco de crédito da empresa.

Quanto à “natureza jurídica”, no novo Novo Código Civil de 2002, é estipulado que os sócios de empresas limitadas respondem com seus bens pessoais caso a empresa não possua bens suficientes para pagamento de suas obrigações junto aos credores, proporcional e limitado às suas quotas, enquanto na empresa individual o sócio responde com seu patrimônio ilimitadamente. Assim, como o sócio de empresa individual responde pela empresa com seus bens pessoais ilimitadamente, a hipótese em torno desta variável é de que o risco de crédito das empresas de natureza limitada é maior do que das empresas de natureza individual.

Em relação ao “tempo de relacionamento”, Matias (2009) conclui em sua pesquisa que é reconhecida a importância do relacionamento bancário no crédito às pequenas e médias empresas, visto que quanto maior o tempo de relacionamento, menor a assimetria de informações do cliente junto ao banco e menores são as taxas de juros praticadas, facilitando assim o acesso ao crédito. Logo, formula-se a hipótese de que quanto maior o tempo de relacionamento, menor é o risco de crédito, visto que é possível conhecer melhor o cliente, devido à maior simetria das informações deste junto à instituição.

De acordo com Araújo (2012), a “restrição cadastral” é um dos motivos da negativa de crédito aos proponentes. Lopes et al. (2011) havia constatado tal fato ao realizar um estudo de caso no Banco da Gente do Mato Grosso do Sul, onde o microcrédito era negado a todos os clientes que possuíam restrição cadastral ativa. A hipótese formulada no trabalho para esta

variável é de que o risco de crédito das empresas que possuem, e ou que o sócio-dirigente possui, registro cadastral, mesmo que inativo, é maior do que daquelas que não possuem.

Em relação à “quantidade de dirigentes” não foi encontrado na bibliografia pesquisada estudos sobre o número de dirigentes nas organizações, porém com base no observado pela pesquisadora durante seu trabalho em instituição financeira, induziu-se que quanto maior a quantidade de dirigentes menor é o risco de crédito da empresa, pois as decisões, geralmente, são tomadas em conjunto, com algum tipo de planejamento e maior racionalidade.

Assim, quanto à experiência da pesquisadora, cabe aqui informar que a pesquisadora possui 10 anos de atuação no setor bancário, 3 deles dedicados ao gerenciamento da carteira de pessoa jurídica de uma agência, e desses 3 anos, 5 meses foram dedicados exclusivamente ao trabalho de reversão de inadimplência de pessoa jurídica, em âmbito regional.

Entre as atividades necessárias para a gestão de sua carteira, a concessão de crédito é uma das principais. Em todos os bancos há alguma forma sistematizada de se avaliar os clientes, conforme determinado pelo BACEN; assim, após receber os documentos necessários à avaliação da empresa, tais como imposto de renda, documento constitutivo entre outros, os dados são inseridos em um sistema que fornece o resultado que sinaliza se o cliente está apto ou não para receber crédito. Verifica-se que mesmo passando por este crivo, ainda existem clientes classificados como bons que vem a inadimplir. Durante visitas e entrevistas aos clientes, no exercício da função gerencial, é possível identificar alguns fatores de risco que não são utilizados nas avaliações, mas que a experiência leva a acreditar que aquele cliente se tornará inadimplente. E geralmente se torna. O contrário também acontece, ou seja, clientes reprovados para o crédito e que dão indícios de serem bons clientes.

Assim, com base em Gil (2007), que defende a natureza criativa da elaboração de hipóteses e em Quivy e Campenhoudt (2005), que permitem ao pesquisador pensar que é numa determinada direção que se deve olhar, que as hipóteses selecionadas e descritas no Quadro 4 foram desenvolvidas. Elas surgiram a partir da observação da pesquisadora durante seus processos de concessão, manutenção e reversão de crédito a pessoas jurídicas e após pesquisa bibliográfica.

Quadro 4: Definição das hipóteses básica, secundárias e suas variáveis.

Hipótese básica: Existem características , além das já utilizadas pelas instituições financeiras nos atuais modelos de <i>credit scoring</i> , que influenciam o risco de crédito das MPE's. Variável dependente: risco de crédito Variáveis independentes: características	
Hipóteses secundárias	Variável independente (característica)
O risco de crédito das MPE's localizadas no Centro da cidade é menor que o das MPE's localizadas na periferia.	Localização
O risco de crédito das MPE's cujo principal sócio-dirigente possui ensino superior é menor que o das MPE's cujo sócio-dirigente não possui.	Ensino Superior
Quanto mais velho o principal sócio-dirigente, menor é o risco de crédito da MPE.	Idade do sócio/dirigente
Quanto maior o tempo de constituição, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo de Constituição
O risco de crédito das MPE's de natureza limitada (Ltda.) é maior que o das MPE's de natureza individual.	Natureza jurídica
Quanto maior o tempo do dirigente na empresa, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo na empresa
Quanto maior a quantidade de dirigentes, menor é o risco de crédito da MPE.	Quantidade de dirigentes
Quanto maior o tempo de relacionamento com o banco, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo de relacionamento
O risco de crédito das MPE's que não possuem registro cadastral, ativo ou inativo, é menor que o das MPE's que possuem.	Registro de restrição cadastral da MPE.
O risco de crédito das MPE's cujo principal sócio-dirigente não possui registro cadastral, ativo ou inativo, é menor que o das MPE's que possuem.	Registro de restrição cadastral do dirigente.

Fonte: Elaboração própria (2015)

Esta pesquisa possui uma variável dependente, sendo esta dicotômica e, dez variáveis independentes, dos tipos métricas e não métricas. Segundo Hair *et al.* (2009); Gressler (2004) e Santo (1992), a variável dependente é o efeito presumido face a uma mudança nas variáveis independentes. Ela é considerada dicotômica, pois deverá assumir um entre dois resultados (CORRAR *et al.*, 2012). Para a presente pesquisa, a variável dependente deverá indicar uma possível situação de adimplência ou de inadimplência da MPE analisada.

Já as variáveis independentes são as causas presumidas de qualquer mudança na variável dependente (GRESSLER, 2004). São consideradas métricas, ou também quantitativas, intervalares ou proporcionais, quando descrevem o indivíduo ou objeto não apenas pela posse de um atributo, mas pela quantidade ou grau de em que o indivíduo possa ser classificado pelo atributo. As variáveis consideradas não-métricas, ou qualitativas, são atributos, características ou propriedades categóricas que classificam um indivíduo ou objeto

(HAIR *et al.*, 2009). Assim, face às características das variáveis escolhidas, há indicadores de natureza qualitativa e quantitativa, conforme resumido no Quadro 5.

Quadro 5: Resumo das dimensões, variáveis e indicadores da pesquisa

Dimensão	Variável dependente	Indicador
Micro e Pequena Empresa	Risco de Crédito	Adimplência
		Inadimplência
Dimensão	Variáveis independentes métricas	Indicador
Principal sócio-dirigente da MPE	Idade do dirigente	Anos de idade
	Tempo na empresa	Anos atuando na empresa
Micro e Pequena Empresa	Tempo de Constituição	Anos de constituição
	Quantidade de dirigentes	Quantidade de dirigentes
	Tempo de relacionamento	Anos de relacionamento
Dimensão	Variáveis independentes não-métricas	Indicador
Principal sócio-dirigente da MPE	Ensino Superior	Possui
		Não Possui
	Registro de restrição cadastral do principal sócio-dirigente	Possui
		Não Possui
Micro e Pequena Empresa	Natureza jurídica	Individual
		Ltda.
	Localização	Central
		Periférica
	Registro de restrição cadastral da MPE.	Possui
		Não Possui

Fonte: Elaborado própria (2015)

2.3.5 Análise dos dados

A análise dos dados foi realizada por meio da regressão logística. Para escolha da técnica de regressão logística, o ponto de partida foi o esquema representado pela Figura 4:

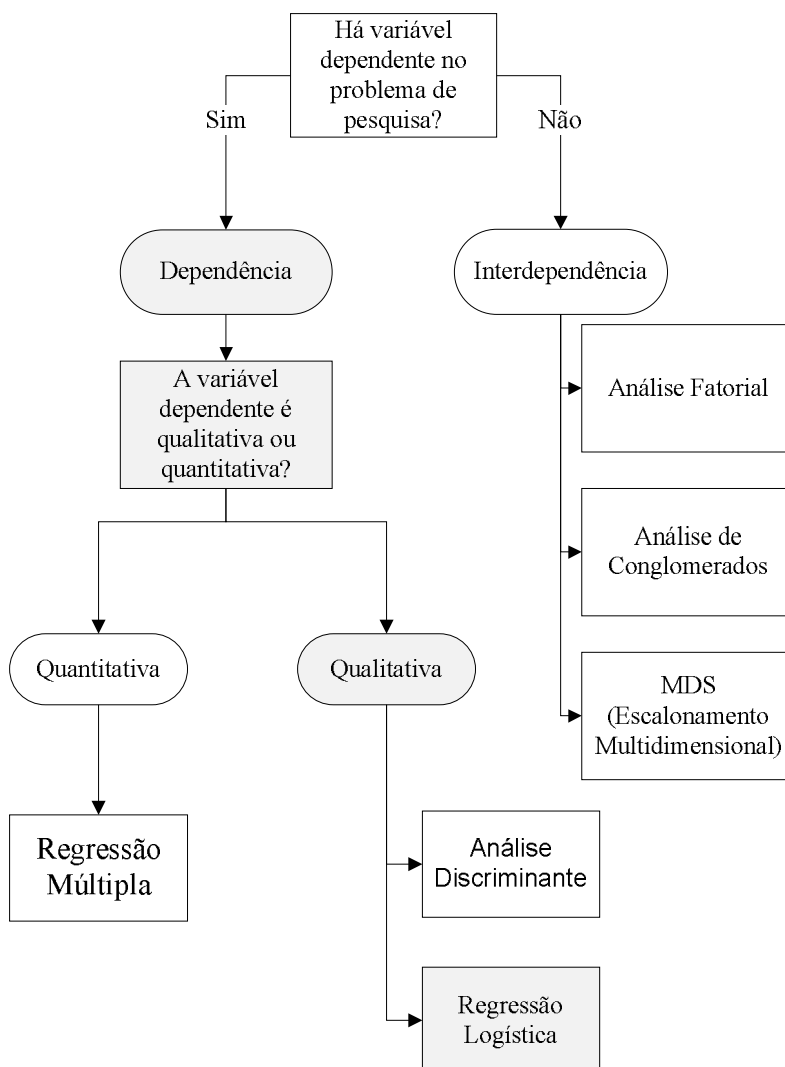


Figura 4: Técnicas multivariadas
 Fonte: Corrar *et al.* (2012, p.5)

No entanto, o caminho apontado por Corrar *et al.* (2012) direciona para duas técnicas de análise multivariada: a análise discriminante e a regressão logística. A característica básica da análise discriminante e da regressão logística é a utilização de um conjunto de informações a partir das variáveis independentes para conseguir um valor, em termos de probabilidade, da variável dependente que classifique o sujeito ou objeto, conforme desejado pelo pesquisador. As duas técnicas são indicadas para os casos em que a variável dependente é categórica (nominal ou não métrica) (CORRAR *et al.*, 2012). Porém, conforme Hair *et al.* (2009), quando a variável dependente é dicotômica, ou seja, possui apenas dois grupos de resultados, como por exemplo, alto e baixo, a regressão logística é preferida por duas razões:

- a) A análise discriminante depende estritamente de se atenderem as suposições de normalidade multivariada e de igualdade entre as matrizes de variância-covariância nos grupos – suposições que não são atendidas em muitas situações. A regressão logística não depende dessas suposições rígidas e é muito mais robusta quando tais pressupostos não são satisfeitos, o que torna sua aplicação apropriada em muitas situações.
- b) Mesmo quando os pressupostos são satisfeitos, muitos pesquisadores preferem regressão logística por ser similar à regressão múltipla. Ela tem testes estatísticos diretos, tratamentos similares para incorporar variáveis métricas e não-métricas e efeitos não-lineares, e uma vasta gama de diagnósticos. (HAIR *et al.*, 2009, p. 283)

A regressão logística tem se mostrado eficaz em estudos de risco de crédito, tanto dentro do Brasil quanto fora. Ferreira, Celso e Barbosa Neto (2012) utilizaram o método para propor um modelo estatístico como alternativa à análise de crédito de uma agência bancária na cidade de Viçosa, estado de Minas Gerais. Os resultados permitiram aos pesquisadores entender quais variáveis estavam relacionadas à probabilidade de inadimplência dos clientes pessoa física daquela agência.

Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013) construíram um modelo utilizando a regressão logística para a predição do risco de crédito, a partir dos dados de clientes que contrataram crédito pessoal.

Sukono, Mamat e Prafidya (2014) utilizaram a regressão logística na análise da classificação de crédito de clientes pessoa física de uma cooperativa de crédito da Indonésia, com a inserção de 8 variáveis, das quais 6 foram classificadas para o modelo como significativas para o risco de inadimplência.

Lu, Liyan e Hongwey (2013) combinaram a regressão logística com inteligência artificial para a classificação de crédito, utilizando dados de um banco alemão. A regressão foi utilizada para selecionar variáveis com um alto grau de correlação e modelos de inteligência artificial para reduzir a complexidade e acelerar a convergência. De acordo com os autores, a regressão logística fornece melhores explicações de significância estatística, é por isso é capaz de melhorar o efeito de modelos de inteligência artificial.

Para esta pesquisa justifica-se, então, a utilização da regressão logística como técnica estatística para análise dos dados coletados, pelo fato da variável dependente ser dicotômica assim como as variáveis independentes serem tanto métricas quanto não-métricas.

Será utilizado o *software* SPSS, que é amplamente utilizado em pesquisas na área de ciências sociais. Os trabalhos de Neto e Carmona (2004), Leismann e Carmona (2010),

Camargos *et al.* (2010) e de Minussi, Damacena e Ness Jr (2002), na área de risco de crédito, utilizaram o método de regressão logística e o *software* SPSS para cálculo da equação logística, obtendo resultados satisfatórios com o uso do programa.

Os estágios para a aplicação da regressão logística são os apresentados a seguir, conforme sugerido por Hair *et al.* (2009):

2.3.5.1 Estágio 1: Objetivos da regressão logística

A regressão logística é preferida à análise discriminante sempre que houver uma variável dependente de apenas duas categorias (SUBHASH, 1996; HAIR *et al.*, 2009; MORGAN; GRIEGO, 1998). As vantagens em relação à análise discriminantes são as seguintes:

- a) É menos afetada do que a análise discriminante pelas desigualdades de variância-covariância ao longo dos grupos; uma suposição básica da análise discriminante.
- b) Lida facilmente com variáveis independentes categóricas, enquanto na análise discriminante o uso de variáveis dicotômicas cria problemas com igualdades de variância-covariância.
- c) Os resultados empíricos acompanham paralelamente os da regressão múltipla em termos de sua interpretação e das medidas diagnósticas de casos disponíveis para exame de resíduos. (HAIR *et al.*, 2009, p. 292)

2.3.5.2 Estágio 2: Projeto de pesquisa para a regressão logística

Esse estágio se concentra em três pontos: (i) selecionar as variáveis dependente e independentes; (ii) avaliar a adequação do tamanho da amostra para a análise planejada; e (iii) dividir a amostra para fins de validação.

i. Seleção de variáveis dependentes e independentes

A regressão logística requer uma única variável dependente não-métrica e uma ou mais variáveis independentes métricas ou não-métricas que são afetadas para fornecer diferenciação entre os grupos baseados na variável dependente.

A variável dependente desta pesquisa é o risco de crédito, cujo resultado dicotômico esperado é a classificação da MPE no grupo de adimplente ou inadimplente.

As variáveis independentes são as que foram relacionadas no Quadro 4.

ii. Tamanho da amostra

Hair *et al.* (2009) indicam que na amostra geral, cada categoria deve ter no mínimo 20 observações, assim como uma proporção mínima de 5 para 1 de observações para variáveis independentes. A amostra da pesquisa conta com 196 observações, sendo 154 da categoria de

adimplentes e 42 da categoria de inadimplentes. Assim, as duas categorias excedem o tamanho mínimo de 20 observações por grupo. A proporção geral da amostra é de 19,6 para 1 de observações para variáveis independentes (196 observações para 10 variáveis independentes em potencial), extrapolando também, a proporção mínima exigida de 5 para 1.

No mínimo, o menor grupo de uma das duas categorias deve exceder o número de variáveis independentes. O menor grupo da pesquisa é o da categoria de inadimplentes, 42, frente a 10 variáveis independentes.

iii.Divisão da amostra

Hair *et al.* (2009) e Field (2009) apontam que a maneira mais usual de validar a equação logística é a divisão da amostra em duas subamostras, uma para análise e outra para validação do resultado calculado com a utilização do método. Para cada subamostra, aplicam-se as regras referentes ao tamanho da amostra.

A divisão da amostra é recomendada para se obter eficiência na classificação obtida com a regressão logística. A amostra de análise é utilizada para a estimação da equação logística, que permitirá classificar os elementos em um grupo ou outro, e amostra de validação para testar a eficiência da classificação (HAIR *et al.*, 2009). Desta forma, cada subamostra tem uma função específica: a de análise, ou de construção, tem a função de estimar os parâmetros da equação logística; a de validação tem a função de ratificar os parâmetros e verificar o poder de predição da equação obtida por meio da regressão logística (ARMINGER; ENACHE; BONNE, 1997)

Não foi encontrado um consenso quanto à forma de divisão destas amostras e, portanto não há nenhuma orientação definitiva para determinar os tamanhos das subamostras de análise e validação. Usualmente, segue-se um procedimento de amostragem proporcionalmente estratificado (HAIR *et al.*, 2009)

Portanto, a amostra foi dividida na proporção de 50-50, para se atender às exigências quanto ao tamanho. Com essa divisão, tanto a amostra de análise quanto a de teste foram compostas por 98 observações cada, e assumiram a proporção de 9,8 para 1 de observações de variáveis independentes, acima do mínimo exigido, que é de 5 para 1.

As duas categorias, inadimplentes e adimplentes, respectivamente, de 21 e 77 em cada subamostra, excedem o tamanho mínimo de 20 observações por categoria. Assim, as duas

categorias são suficientemente comparáveis em tamanho para não impactar adversamente os processos de estimação.

Os elementos de cada categoria, para compor as amostras de análise e de validação, foram selecionados de forma aleatória.

Para que se consiga realizar o tratamento estatístico por meio da regressão logística, é necessário transformar as variáveis dicotômicas em variáveis métricas, atribuindo 0 ou 1 ao objeto ou sujeito, indicando se possui ou não determinada característica (HAIR *et al*, 2009; FIELD, 2009; DOANE; SEWARD, 2014). As conversões foram então realizadas conforme Quadro 6.

Foi atribuído 0 (zero) ao indicador adimplência na variável dependente, dentro desta lógica foi atribuído 0 (zero), também, aos indicadores de cada variável independente que se supõe colaborar para uma situação de adimplência. O mesmo procedimento foi realizado para o indicador inadimplência, ao qual foi atribuído o valor 1.

Quadro 6: Conversão das variáveis não-métricas

Variável dependente	Indicador	Conversão
Risco de Crédito	Adimplência	0
	Inadimplência	1
Variáveis independentes métricas	Indicador	Conversão
Idade do dirigente	Anos de idade	Não é necessário
Tempo na empresa	Anos atuando na empresa	Não é necessário
Tempo de Constituição	Anos de constituição	Não é necessário
Número de dirigentes	Quantidade de dirigentes	Não é necessário
Tempo de relacionamento	Anos de relacionamento	Não é necessário
Variáveis independentes não-métricas	Indicador	Conversão
Ensino Superior	Possui	0
	Não Possui	1
Natureza jurídica	Individual	1
	Ltda.	0
Localização	Central	0
	Periférica	1
Registro de restrição cadastral da MPE.	Possui	1
	Não Possui	0
Registro de restrição cadastral do(s) sócio(s) e ou dirigente(s).	Possui	1
	Não Possui	0

Fonte: Elaboração própria (2015)

Ao se inserir as variáveis no *software* utilizado para o tratamento dos dados, o pesquisador deve indicar quais variáveis são categóricas e quais não são.

2.3.5.3 Estágio 3: Suposições da regressão logística

De acordo com Hair *et al.* (2009) as principais suposições envolvem a formação da variável estatística e a estimação da função logística, como por exemplo, examinar as variáveis independentes quanto à normalidade, linearidade e multicolinearidade. Sendo assim, a maioria dos programas estatísticos possui um ou mais testes para a suposição de matrizes de covariância ou dispersão iguais.

2.3.5.4 Estágio 4: Estimação da equação logística modelo e avaliação do ajuste geral

De acordo com Hair *et al.* (2009), assim como na regressão múltipla, na regressão logística um modelo base é primeiramente estimado para fornecer um padrão de comparação. A estimação pode ser realizada pelo método *enter* (entrada forçada ou simultânea) ou *stepwise* (passo a passo) (HAIR *et al.*, 2009; FIELD, 2009; FÁVERO, 2015).

O método de estimação *enter* é realizado em único passo, onde os pesos para todas as variáveis são calculados simultaneamente (HAIR *et al.*, 2009; FIELD, 2009). O pesquisador deverá posteriormente, por meio dos testes de verossimilhança, confirmar, estatisticamente, a validade destas variáveis para a predição das variações na variável dependente.

Na estimação *stepwise* as variáveis independentes são inseridas sequencialmente de acordo com o poder preditivo que elas acrescentam à previsão de pertinência no grupo (HAIR *et al.*, 2009). De acordo com Field (2009), no método *stepwise*, o *software* SPSS procura pelo previsor que melhor prevê a variável dependente, desprezando outros previsores com menor poder preditivo. Desta forma, no método *stepwise* há um risco maior de se cometer um erro do Tipo II, ou seja, eliminar uma variável que de fato contribui para o modelo.

Assim, como se pretende verificar o efeito preditivo de todas as variáveis selecionadas, o método a ser utilizado para a regressão nesta pesquisa é o *enter*.

i. Modelo matemático da regressão logística

De acordo com Corrar *et al.* (2012) e Doane e Seward (2014), um dos motivos pelo qual o modelo linear é inapropriado para estimar probabilidades é o fato de a variável dependente poder assumir valor menor que zero e maior que um. Portanto, para contornar esse tipo de problema é que se realiza a transformação logística na variável dependente, pois embora a variável dependente só possa assumir duas posições, zero ou um, é necessário que os valores possam ser interpretados em termos de probabilidade.

O primeiro passo dessa transformação consiste em convertê-la em uma razão de chance (*odds ratio*) que representa a probabilidade de sucesso comparada a de fracasso e é expressa pela Equação (1):

$$\text{Razão de chance} = \frac{P(\text{sucesso})}{1 - P(\text{sucesso})} \quad \text{Equação (1)}$$

O segundo passo consiste em obter o modelo logaritmo natural da razão de chance:

$$\ln\left(\frac{P(\text{sucesso})}{1 - P(\text{sucesso})}\right) = b_0 + b_1x_{1i} + \dots + b_kx_{ki} \quad \text{Equação (2)}$$

Do lado esquerdo da Equação (2) tem-se o logaritmo natural de razão de chance. Do direito, as variáveis independentes e os coeficientes estimados ($b_0 + b_1 + \dots + b_k$) que expressam mudanças no log da razão de chance.

Ajustando o modelo logístico a um conjunto de dados, a razão de chance pode ser estimada elevando-se a constante e ao expoente composto dos coeficientes estimados:

$$\left(\frac{P(\text{sucesso})}{1 - P(\text{sucesso})}\right) = e^{(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_{ki})} \quad \text{Equação (3)}$$

Estando a razão de chance devidamente estimada, chega-se ao objetivo final, de identificar a probabilidade associada ao acontecimento de determinado evento, conforme Equação (4).

$$P(\text{evento}) = \frac{e^{(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_{ki})}}{1 + e^{(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_{ki})}} \quad \text{Equação (4)}$$

A equação logística assumiria, então, o seguinte formato (CORRAR *et al.*, 2012; DOANE; SEWARD, 2014):

$$P(\text{evento}) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_{ki})}} \quad \text{Equação (5)}$$

De acordo com Corrar *et al.* (2012), identificada a equação modelo de regressão logística, deve-se estimar os coeficientes. Se o modelo fosse linear, seria utilizado o método dos mínimos quadrados, porém como se trata de uma transformação logística, exige-se que se utilize o método da verossimilhança, que é uma forma de estimar parâmetros de distribuição

de probabilidade que maximizem a função verossimilhança. Geralmente é utilizado recurso computacional para o procedimento.

Toda a estimação da equação modelo da regressão logística deste trabalho será realizada com a utilização do *software* SPSS. A partir dos resultados gerados pelo programa serão realizados os passos 5 e 6 (HAIR *et al.*, 2009).

ii. Avaliação do ajuste geral da regressão logística

Conforme Hair *et al.* (2009); Field (2009) e Corrar *et al.* (2012), para avaliação do ajuste geral de uma regressão logística pode-se empregar três abordagens: medidas estatísticas de ajuste geral, medidas pseudo R^2 e precisão de classificação expressada pela razão de sucesso.

- a. Medidas estatísticas: a primeira medida é o teste qui-quadrado para a variação no valor *-2 Log Likelihood* (-2LL) da equação base (equação que só considera a variável dependente), onde valores menores indicam um melhor ajuste da equação logística. Este teste avalia a diferença entre a equação base e as demais equações propostas (equações com a inclusão das variáveis independentes). A segunda é a estatística de Hosmer e Lemeshow, que mede a correspondência dos valores reais e previstos na variável dependente. Uma diferença menor na classificação observada e prevista indica um ajuste melhor da equação.
- b. Medidas de pseudo R^2 : de acordo com Corrar *et al.* (2012), as medidas pseudo R^2 possuem esta denominação pois apenas permitem avaliar se a equação melhora ou não a qualidade das previsões, quando comparada à equação base, que ignora as variáveis independentes. Assim, o R^2 da regressão logística é diferente do R^2 da regressão linear, cuja função é identificar a proporção da variação total ocorrida na variável dependente em função das independentes. Tanto para Corrar *et al.* (2012) quanto para Hair *et al.* (2009), três medidas são comparáveis com a medida R^2 em regressão múltipla: (i) R^2 de Cox e Snell; (ii) R^2 de Nagelkerke; e (iii) a medida pseudo R^2 baseada na redução no valor -2LL.
- c. Precisão de classificação ou índice de acerto: é o percentual de casos corretamente classificados. Essa medida é calculada tanto para amostra de teste quanto na de validação, assim como para os grupos. É considerado bom um percentual geral acima de 65%, conforme apontado por Picinini *et al.* (2003).

De acordo com Corrar *et al.* (2012) e Massad *et al.* (2004), além dos testes que se propõe a avaliar a equação logística como um todo, existe ainda a estatística Wald, cuja finalidade é aferir o grau de significância de cada coeficiente; inclusive o da variável dependente. A estatística tem o objetivo de verificar se cada parâmetro estimado é significativamente diferente de 0 (zero). Nesta linha, a estatística Wald, de acordo com Hair *et al.* (2009), provê a significância estatística para cada coeficiente estimado. Se o coeficiente logístico é estatisticamente significativo, ou seja, diferente de zero, pode-se interpretá-lo em termos de como o mesmo impacta a probabilidade estimada e conseqüentemente a previsão de pertinência ao grupo.

2.3.5.5 Estágio 5: Interpretação dos resultados

Para avaliar a direção da relação de cada variável, pode-se examinar ou os coeficientes logísticos originais ou os exponenciados (HAIR *et al.*, 2009). Similar à regressão linear, cada coeficiente da equação logística deve ser interpretado como estimativa do efeito de uma variável independente sobre a dependente, quando as demais se mantêm inalteradas. O sinal do coeficiente é que vai determinar a direção da mudança, podendo ser aumentativa ou diminutiva (CORRAR *et al.*, 2012).

Em relação à avaliação da magnitude na variação da probabilidade, o método mais direto para avaliá-la é examinar os coeficientes exponenciados. O coeficiente exponenciado menos um é igual à variação percentual da razão de desigualdades (HAIR *et al.*, 2009).

2.3.5.6 Estágio 6: Validação do resultado

Realiza-se a validação do resultado pelo uso da subamostra de validação, verificando, por meio da razão de chance, se a equação modelo da regressão logística classifica (precisão de classificação ou índice de acerto), a um nível aceitável, observações que não foram utilizadas no processo de estimação.

Quando se utiliza observações da própria amostra, diz-se ter uma validação interna, porém pode-se obter uma validação externa caso sejam utilizadas observações de outra população (HAIR *et al.*, 2009). Assim, a validação da equação logística desta pesquisa é interna, visto que a amostra total foi dividida em duas para tal fim, conforme descrito na subseção 2.3.5.2 Estágio 2: Projeto de pesquisa para a regressão logística.

Um resultado acima de 65% é considerado bom por especialistas de risco de crédito, de acordo com Picinini *et al.* (2003).

3 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

Neste capítulo é descrita a caracterização da amostra e são discutidos os resultados calculados pelo método de regressão logística a partir dos dados pesquisados.

3.1 Caracterização da Amostra

A amostra é composta por 196 micro e pequenas empresas clientes de uma agência bancária da cidade de Volta Redonda. Conforme definição adotada para MPE nesta pesquisa, as empresa possuem faturamento médio de R\$ 496.507,28 (quatrocentos e noventa e seis mil, quinhentos e sete reais e vinte e oito centavos). Todas elas estão enquadradas nas características utilizadas nesta pesquisa para descrever uma MPE.

Essas MPE's estão no mercado, em média, há 11 anos, sendo que a MPE com menor tempo de constituição tem menos de 1 mês e a mais antiga 41 anos. A média é de 10 empregados entre as 131 empresas que forneceram essa informação.

A exemplo do que acontece no Brasil, a maior parte das empresas da amostra está concentrada no ramo do comércio, seguido por serviços e indústria, respectivamente, conforme Figura 5.

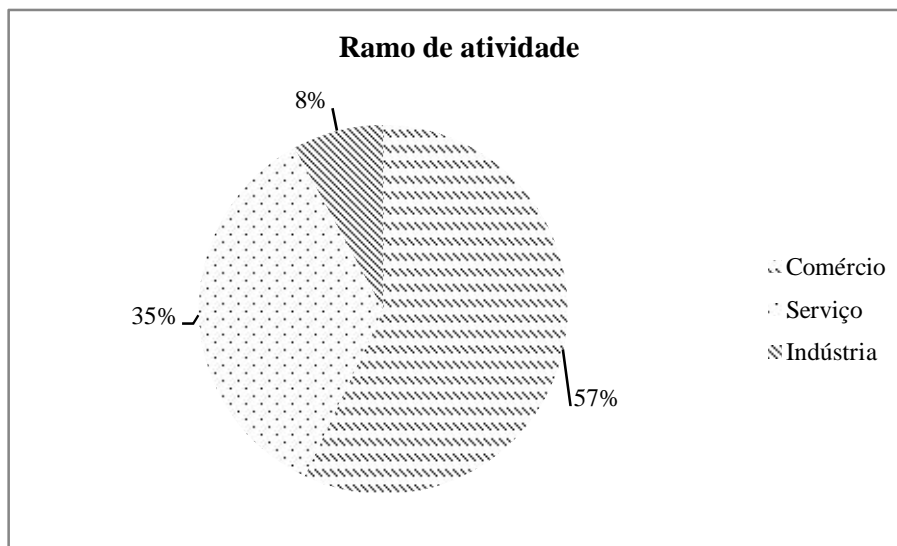


Figura 5: Ramos de atividade das MPE's da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

O regime de tributação no qual está inserida a maior parte das empresas, 168 (cento e sessenta e oito), é o SIMPLES, seguindo também a preferência da maioria das empresas brasileiras nesta forma de tributação. Apenas 4 empresas optaram pelo regime de Lucro Real

e 24 pelo de Lucro Presumido. Os percentuais referentes a esta distribuição se encontram na Figura 6.

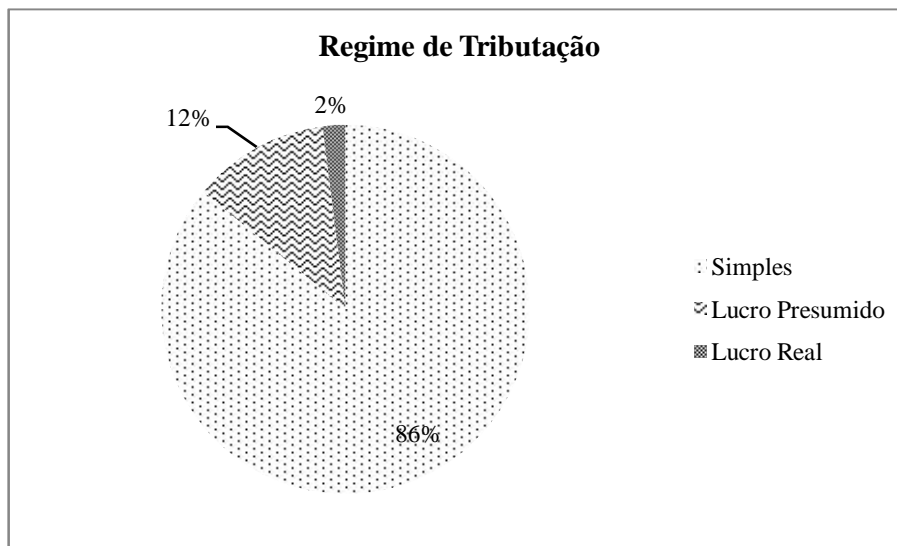


Figura 6: Regime de tributação das MPE's da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

Em relação aos sócios-dirigentes, a idade varia entre 16 e 78 anos; entre eles 125 são homens e 71 mulheres (Figura 7); 86 possuem ensino superior completo contra 110 que não possuem (Figura 9). Atuam na empresa em média há 8 anos e a maioria é casado (a) em comunhão parcial de bens (Figura 8).

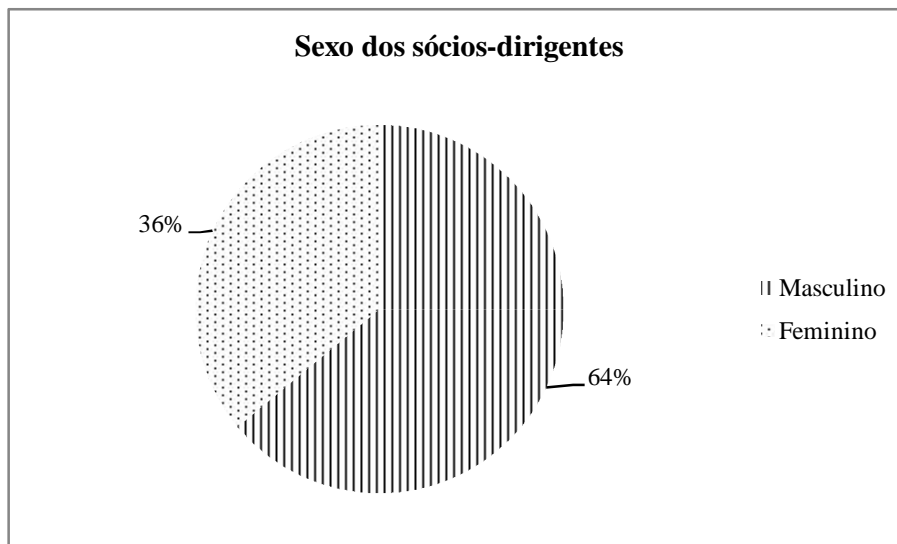


Figura 7: Sexo dos dirigentes da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

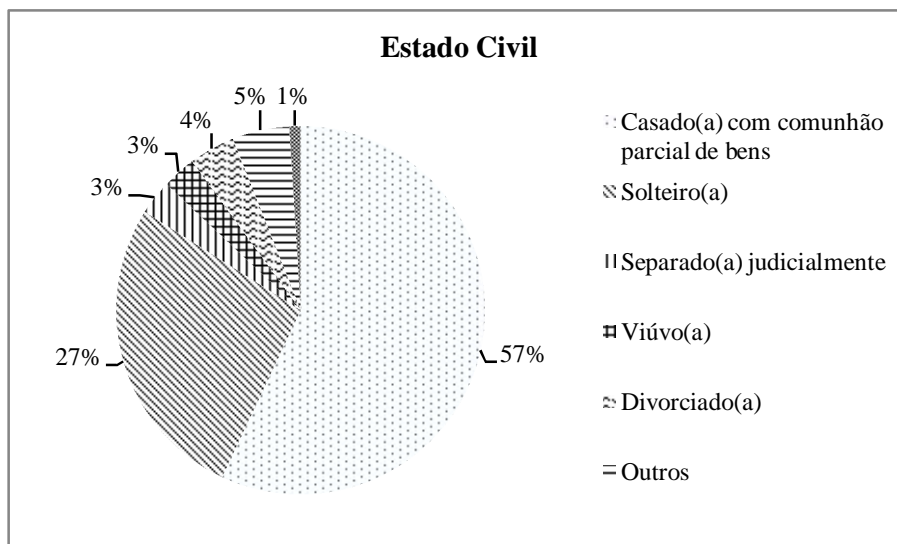


Figura 8: Estado civil dos dirigentes da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

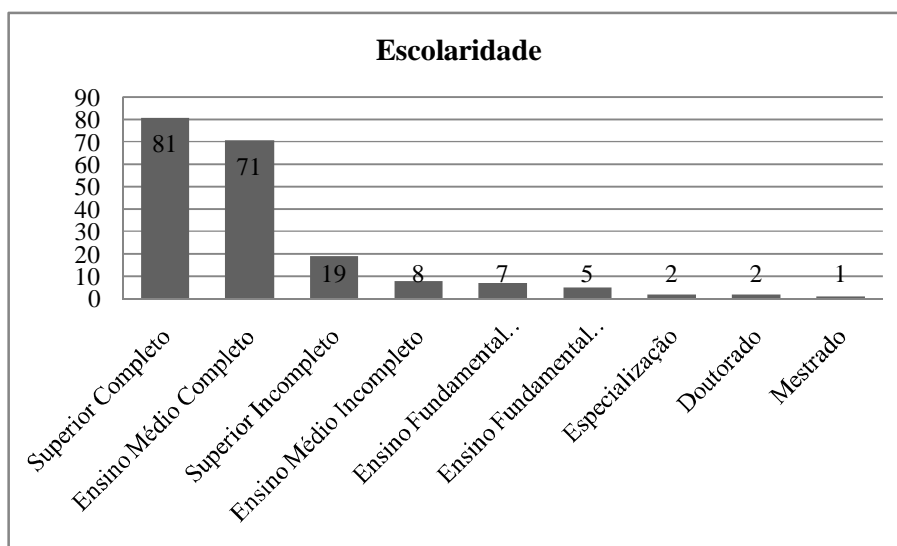


Figura 9: Escolaridade dos dirigentes da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

O crédito concedido às MPE's no período estudado totaliza R\$ 27.835.275,98 (vinte e sete milhões, oitocentos e trinta e cinco mil reais e noventa e oito centavos); um tíquete médio de R\$ 142.016,71 (cento e quarenta e dois mil, dezesseis reais e setenta e um centavos) por empresa. Das 196 empresas estudadas, 42 encontravam-se inadimplentes com a instituição financeira na data da coleta dos dados contra 154 que estavam com suas obrigações em dia. Os inadimplentes representam 21,43% do total de MPE's da pesquisa.

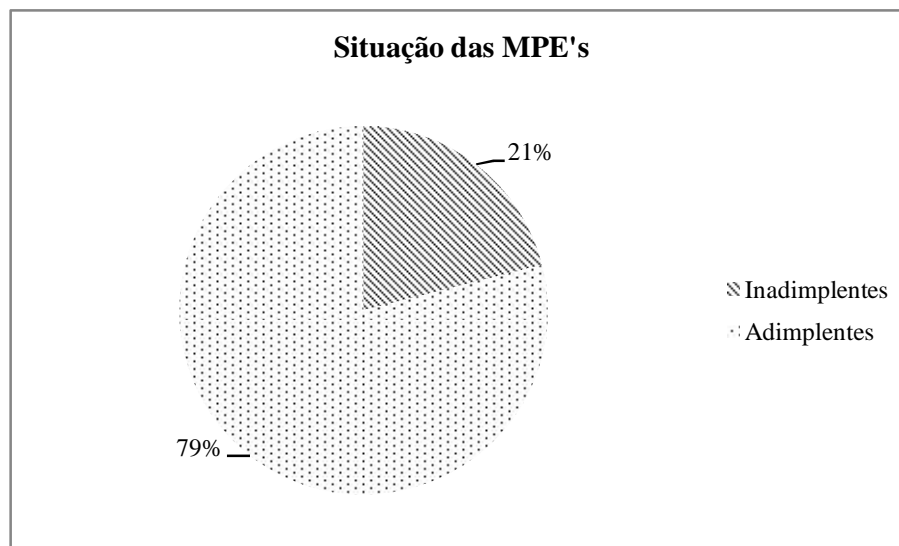


Figura 10: Situação de adimplência ou inadimplência das MPE's da amostra
Fonte: Elaboração própria (2015)

3.2 Regressão Logística: estimação da equação logística

Com a utilização do *software* SPSS, primeiro realizou-se a avaliação dos dados da amostra de análise.

O primeiro relatório fornecido pelo SPSS, conforme Tabela 2, demonstra a quantidade de variáveis inseridas na análise. Como a amostra de análise é composta de 98 observações, verifica-se que todas as observações foram inseridas e nenhuma foi descartada. Reforça-se aqui que a população total é composta por 196 empresas e que foi dividida em duas subamostras, sendo uma de análise e outra de validação da equação logística, cada uma com 98 observações.

Tabela 2: Casos incluídos na análise

Resumo do processamento dos dados		N	Percentual
Casos não ponderados			
Dados selecionados	Incluídos na análise	98	100,0
	Dados perdidos	0	,0
	Total	98	100,0
Dados não selecionados		0	,0
Total		98	100,0

A Tabela 3 fornece a codificação da variável dependente, ou seja, o código que o *software* atribuiu à variável dependente. Neste caso foi mantida a codificação inicial, conforme descrita no Quadro 6, da seção Procedimentos Metodológicos, qual seja, 0 para representar o estado de adimplência e 1 para o de inadimplência.

Tabela 3: Codificação da variável dependente

Codificação da variável dependente	
Variável	Valor atribuído
Adimplente	0
Inadimplente	1

A fim de aperfeiçoar a tabela com os dados analisados, adotou-se uma nomenclatura reduzida para as variáveis no SPSS, conforme Quadro 6.

Quadro 7: Variáveis independentes com a nomenclatura utilizada no SPSS

Tipo de Variável	Variável	Nomenclatura utilizada no SPSS
Independente	Tempo de Constituição	TCONST
Independente	Localização	LOCAL
Independente	Natureza Jurídica	NATJUR
Independente	Quantidade de Dirigentes	QTDIR
Independente	Tempo do Dirigente na Empresa	TEMPODIR
Independente	Tempo de Relacionamento com o Banco	TEMPOREL
Independente	Restrição da Empresa	RESTEMP
Independente	Restrição do sócio-dirigente	RESTDIR
Independente	Idade do Dirigente	IDADEDIR
Independente	Escolaridade do Dirigente	ESCOLDIR
Dependente	Adimplente/Inadimplente	ADINAD

Fonte: Elaboração própria (2015)

Na Tabela 4 é apresentada a codificação atribuída às variáveis categóricas, ditas dicotômicas.

Tabela 4: Codificação das variáveis categóricas

Codificação das variáveis categóricas			
Variáveis		Frequencia	Parâmetro de codificação
			(1)
ESCOLDIR	Possui	42	1,000
	Não possui	56	,000
NATJUR	Ltda.	67	1,000
	Individual	31	,000
RESTEMPR	Não possui	67	1,000
	Possui	31	,000
RESTDIR	Não possui	71	1,000
	Possui	27	,000
LOCAL	Central	57	1,000
	Periférica	41	,000

Os resultados que servirão de base de comparação para análise, propriamente dita, são processados a fim de informar como seriam classificados os indivíduos caso o método considerasse apenas a maioria dos casos observados. Como a subamostra dispõe de 77 adimplentes contra 21 inadimplentes, todas as observações seriam classificadas como

adimplentes, ou seja, o método de regressão logística classificaria corretamente as empresas que de fato honraram os empréstimos tomados, porém incorretamente aqueles que inadimpliram. Assim, o percentual geral de acerto de classificação foi de 78,6%, conforme Tabela 5. A classificação base realizada por meio do método é importante, pois serve como referência para avaliar a eficácia da equação logística quando esta passar a operar com as variáveis independentes.

Tabela 5: Classificação base
Tabela de classificação^{a,b}

Observado		Previsto		
		ADINAD		Percentual correto
		Adimplente	Inadimplente	
Passo 0	ADINAD Adimplente	77	0	100,0
	Inadimplente	21	0	,0
Porcentagem geral				78,6

a. A constante está incluída no cálculo.

b. O valor de corte é ,500

Na Tabela 6 são fornecidos os valores referentes à estatística Wald apenas da constante incluída no cálculo, cujo objetivo é fornecer uma base de comparação que permita verificar se as variáveis independentes melhoram ou não a qualidade das previsões, visto que, sem incluí-las no cálculo, se alcança um nível de acerto de 78,6%, conforme apresentado na Tabela 5. A relação dessas variáveis com os respectivos *scores* é a última etapa dos resultados calculados pelo *software* antes da análise com as variáveis independentes.

Tabela 6: Estatística Wald

Variáveis na equação						
	B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
Step 0 Constant	-1,299	,246	27,854	1	,000	,273

Para se atingir o objetivo da pesquisa de identificar variáveis que possam ser levadas em consideração na análise e deferimento de crédito de Micro e Pequenas Empresas, é necessário averiguar se as variáveis propostas para verificação são capazes de explicar o fato de uma MPE assumir a condição de adimplente ou inadimplente. Para isto, o primeiro passo da análise para determinação da equação logística é verificar o nível de significância entre a situação inadimplência e as variáveis citadas no Quadro 5, podendo assim, aproveitá-las ou não, na previsão da possibilidade de uma MPE vir a inadimplir.

Assim, na Tabela 7, é evidenciado um dos testes realizados em métodos logísticos, o *Model Chi-square* (Teste do Qui-quadrado), que visa testar as hipóteses de que todos os coeficientes da equação logística são nulos.

Tabela 7: Testes de significância dos coeficientes

Omnibus Tests of Model Coefficients			
	<i>Chi-square</i>	GL	Sig.
<i>Step</i>	36,844	10	,000
Passo 1 <i>Block</i>	36,844	10	,000
<i>Model</i>	36,844	10	,000

Com o valor obtido no “*Model*” de 36,844 pode-se refutar a hipótese de que todos os coeficientes da equação logística são nulos. Conclui-se que pelo menos um dos coeficientes é diferente de zero, ou seja, eles contribuem para melhorar a qualidade das predições.

O indicador “-2 *Log likelihood*” não é passível de interpretação isoladamente. Ele é utilizado no cálculo dos indicadores demonstrados na Tabela 7. O indicador “Cox & Snell” apontam que 31,3% das variações ocorridas no log da razão de chance são explicadas pelas variáveis independentes. O “Nagelkerke”, como versão semelhante do “Cox & Snell”, porém adaptado para fornecer resultados entre 0 e 1, indica que 48,5% das variações ocorridas na variável dependente podem ser explicadas pelo método utilizado para o cálculo. Os indicadores estão demonstrados na Tabela 8.

Tabela 8: Indicadores de significância do método

Resumo do modelo			
Passo	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	64,993 ^a	,313	,485

A partir de uma distribuição Qui-quadrado, o cálculo do teste de Hosmer e Lemeshow, Tabela 9 e Tabela 10, apresenta uma estatística de 2,449 e significância de 0,964, indicando, assim, que os valores preditos não são significativamente diferentes dos observados. Isto indica que, com os dados desta pesquisa, o método de regressão logística pode, então, ser utilizado para estimar a probabilidade de uma determinada MPE se tornar inadimplente em função das variáveis independentes.

Tabela 9: Teste de Hosmer e Lemeshow

Teste de Hosmer e Lemeshow			
Step	Chi-square	GL	Sig.
1	2,449	8	,964

Tabela 10: Tabela de contingência para o Teste de Hosmer e Lemeshow

Tabela de contingência para o Teste de Hosmer e Lemeshow					
	MPE Adimplente		MPE Inadimplente		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	10	9,996	0	,004	10
2	10	9,937	0	,063	10
3	10	9,821	0	,179	10
4	9	9,554	1	,446	10
5	9	9,131	1	,869	10
Passo 1	6	8,706	1	1,294	10
7	9	7,918	1	2,082	10
8	6	6,193	4	3,807	10
9	4	3,773	6	6,227	10
10	1	1,971	7	6,029	8

Conforme abordado anteriormente, o percentual de acerto do método de regressão logística sem inclusão das variáveis independentes é de 78,6% (vide Tabela 5). Na Tabela 11, considerando todas as variáveis independentes, o percentual de acerto sobe para 85,7%.

O resultado é satisfatório e compatível com outros estudos, que utilizaram a regressão logística na classificação do risco de crédito de clientes, como os de Yap *et al.* (2011), que obtiveram um percentual de acerto de 71,52% ao analisar 2765 casos de uma instituição financeira da Malásia; de Mavri *et al.* (2008), com 71,87% de acerto na análise de 350 casos de solicitação de cartão de crédito de um Banco Europeu; de Brown e Mues (2012), que analisaram cinco conjuntos de dados, obtendo os percentuais de acerto de 76,9%, 78,7%, 90,6%, 76,7% e 63,4%; de Carmona e Araújo (2011), que ao analisar 200 casos do Fundo Rotativo de Ação e Cidadania do Recife conseguiram um percentual de 80% dos casos classificados corretamente e de Brito e Assaf Neto (2008), que estudaram 60 empresas de capital aberto e obtiveram um percentual de acerto de 90%.

Tabela 11: Classificação geral

Tabela de classificação					
Observado		Previsto			Percentual de acerto
		ADINAD			
		Adimplente	Inadimplente		
Passo 1	ADINAD	Adimplente	72	5	93,5
		Inadimplente	9	12	57,1
		Percentual total			85,7

Verifica-se então uma melhoria na capacidade de predição da equação logística quando inseridas as variáveis independentes. Ainda que o percentual de predição dos clientes

adimplentes tenha diminuído de 100% para 93,5%, no cômputo geral, a equação alcança melhor desempenho. Em relação aos clientes inadimplentes, sem as variáveis independentes, o nível de acerto seria de 0% e, com a inclusão destas, o nível sobe para 57,1%. Assim, pode-se concluir que é estatisticamente viável incluir as variáveis independentes na equação logística, pois no geral, indicam ser capazes de explicar o estado de inadimplência ou inadimplência assumido pela MPE no período observado.

A partir dos testes realizados e demonstrados nas Tabelas 7, 8, 9 e 10, bem como pelo nível de acerto do método utilizado para o cálculo apresentado na Tabela 11, é possível concluir que, de forma geral, a equação obtida por meio da regressão logística, pode ser utilizada para estimar a probabilidade de uma MPE assumir a condição de inadimplente em função do conjunto de variáveis. Porém, para se construir a equação da regressão logística, com estas variáveis, para realizar as estimativas é necessário, ainda, verificar a significância de cada variável isoladamente por meio da estatística Wald.

Assim, obtém-se na Tabela 12 a estatística Wald de cada variável independente. Os resultados apontam que todas as variáveis podem ser incorporadas à equação logística, uma vez que seus coeficientes não são nulos, ou seja, todas elas exercem efeito sobre a probabilidade de uma MPE assumir o estado de adimplente ou inadimplente.

Tabela 12: Variáveis incorporadas à equação

		Variáveis na equação							
		B	S.E.	Wald	GL	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
								Mín.	Máx.
Passo 1	TCONST	-,051	,064	,622	1	,430	,951	,839	1,078
	LOCAL(1)	-,446	,658	,459	1	,498	,640	,176	2,325
	NATJUR(1)	,863	,772	1,252	1	,263	2,371	,523	10,760
	QTDIR	-1,929	,908	4,517	1	,034	,145	,025	,861
	TEMPODIR	-,009	,075	,015	1	,901	,991	,856	1,147
	TEMPOREL	-,040	,018	4,963	1	,026	,961	,927	,995
	RESTEMPR(1)	,856	,918	,869	1	,351	2,353	,390	14,213
	RESTD(1)	,048	,786	,004	1	,951	1,049	,225	4,893
	IDADEDIR	,003	,033	,007	1	,934	1,003	,941	1,069
	ESCOLDIR(1)	-1,952	,770	6,424	1	,011	,142	,031	,642
	Constant	1,879	2,119	,786	1	,375	6,547		

a. Variáveis inseridas no passo 1: TCONST, LOCAL, NATJUR, QTDIR, TEMPODIR, TEMPOREL, RESTEMPR, RESTDIR, IDADEDIR, ESCOLDIR.

Pode-se ainda, utilizando o intervalo de confiança, neste caso de 95%, verificar se o coeficiente é realmente significativo. Sendo, na regressão logística, cada coeficiente da variável independente elevado à constante matemática e , o relatório apresentado na Tabela

13 demonstra que os resultados dos coeficientes (coluna “B”) de cada variável elevado à constante e (coluna “Exp(B)”) estão contidos nos intervalos mínimos e máximos (coluna “95% C.I.for EXP(B)”).

A partir da Tabela 12 é possível avaliar, ainda, a magnitude de cada variável na equação. A magnitude é o resultado do coeficiente exponenciado menos um, o que corresponde à variação percentual da razão de desigualdades (HAIR *et al.*, 2009). Assim, na Tabela 13, são apresentados os percentuais de variação na razão de desigualdade da regressão logística. Por exemplo, a variável tempo de constituição pode provocar uma variação percentual negativa de até 4,90% na probabilidade da empresa ser classificada como inadimplente.

Tabela 13: Percentual de variação na razão de desigualdade

Variável	Exp(B)	% de variação na razão de desigualdade
Tempo de Constituição	0,951	-4,90%
Localização	0,64	-36,00%
Natureza Jurídica	2,371	137,10%
Quantidade de Dirigentes	0,145	-85,50%
Tempo do Sócio-dirigente na empresa	0,991	-0,90%
Tempo de Relacionamento com o banco	0,961	-3,90%
Restrição da empresa	2,353	135,30%
Restrição do sócio-dirigente	1,049	4,90%
Idade do sócio-dirigente	1,003	0,30%
Escolaridade do sócio-dirigente	0,142	-85,80%

Fonte: elaboração própria (2015)

De acordo com Corrar *et al.* (2005), os coeficientes (coluna “B”, Tabela 13) negativos, quando a variação é positiva na variável correspondente, contribuem para diminuir o percentual probabilístico da equação logística. O contrário acontece quando os coeficientes são positivos, pois uma variação positiva contribui para aumentar o percentual probabilístico. Diante desse conceito, considerando que na amostra pesquisada não existem valores negativos para nenhuma das variáveis e existem variáveis métricas e não métricas, no Quadro 7 descreve-se o efeito de cada variável independente no resultado percentual da equação logística.

Quadro 8: Efeito das variáveis na equação logística de acordo com o coeficiente da estatística Wald

Dimensão	Variáveis independentes métricas	Coeficiente da estatística Wald	Efeito no resultado da equação logística ⁽¹⁾
Principal dirigente da MPE	Idade do dirigente (IDADEDIR)	Positiva	Quanto maior, maior é a probabilidade da inadimplência
	Tempo na empresa (TEMPO DIR)	Negativo	Quanto maior, menor é a probabilidade da inadimplência
Micro e Pequena Empresa	Tempo de Constituição (TCONST)	Negativo	Quanto maior, menor é a probabilidade da inadimplência
	Quantidade de dirigentes (QTDIR)	Negativo	Quanto maior, menor é a probabilidade da inadimplência
	Tempo de relacionamento (TEMPOREL)	Negativo	Quanto maior, menor é a probabilidade da inadimplência
Dimensão	Variáveis independentes métricas	Coeficiente da estatística Wald	Efeito no resultado da equação logística ⁽¹⁾
Principal dirigente da MPE	Ensino Superior (ESCOLDIR)	Negativo	Se igual a 1, menor é a probabilidade da inadimplência
	Registro de restrição cadastral do principal dirigente. (RESTDIR)	Positivo	Se igual a 1, maior é a probabilidade da inadimplência
Micro e Pequena Empresa	Natureza jurídica (NATJUR)	Positivo	Se igual a 1, maior é a probabilidade da inadimplência
	Localização (LOCAL)	Negativo	Se igual a 1, menor é a probabilidade da inadimplência
	Registro de restrição cadastral da MPE. (RESTEMPR)	Positivo	Se igual a 1, maior é a probabilidade da inadimplência

Fonte: Elaboração própria (2015)

Conforme exposto da seção Procedimentos Metodológicos, as hipóteses deste trabalho foram elaboradas como parte do processo de definição das variáveis a serem analisadas por meio da regressão logística. Desta forma, 3 das 11 hipóteses elaboradas para este fim não foram confirmadas após a análise.

A hipótese “quanto mais velho o sócio-dirigente, menor é o risco de crédito da MPE” foi refutada. Embora esta variável possua influência no risco de crédito, o percentual de variação na razão de desigualdade é positivo e de apenas 0,30%, indicando que quanto mais velho o sócio-dirigente, maior é o risco de crédito da MPE.

As hipóteses cuja variável independente é o “registro de restrição cadastral”, da MPE e do principal sócio-dirigente, também não foram confirmadas, mostrando que, apesar das pesquisas evidenciarem a negativa de crédito a proponentes com restrição, que empresas e sócios com alguma restrição não tem seu risco de crédito aumentado devido a esta condição.

Face o exposto, no Quadro 9 é apresentada a síntese de confirmação e refutação das hipóteses elaboradas para definição das variáveis desta pesquisa.

Quadro 9: Confirmação x refutação das hipóteses básica e secundárias

Hipótese básica	Variável dependente	Hipótese confirmada?
Existem características , além das já utilizadas pelas instituições financeiras nos atuais modelos de <i>credit scoring</i> , que influenciam o risco de crédito das MPE.	Risco de Crédito	SIM
Hipóteses secundárias	Variável independente	Hipótese confirmada?
O risco de crédito das MPE's localizadas no Centro é menor ao das MPE's localizadas na periferia.	Localização	SIM
O risco de crédito das MPE's cujo sócio-dirigente possui ensino superior é menor ao das MPE's cujo dirigente não possui.	Ensino Superior	SIM
Quanto mais velho o sócio-dirigente, menor é o risco de crédito da MPE.	Idade do dirigente	NÃO
Quanto maior o tempo de constituição, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo de Constituição	SIM
O risco de crédito das MPE's de natureza limitada (Ltda.) é menor ao das MPE's de natureza individual.	Natureza jurídica	SIM
Quanto maior o tempo do sócio-dirigente na empresa, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo na empresa	SIM
Quanto maior a quantidade de dirigentes, menor é o risco de crédito da MPE.	Quantidade de dirigentes	SIM
Quanto maior o tempo de relacionamento com o banco, menor é o risco de crédito da MPE.	Tempo de relacionamento	SIM
O risco de crédito das MPE's que não possuem registro cadastral, ativo ou inativo, é menor ao das MPE's que possuem.	Registro de restrição cadastral da MPE.	NÃO
O risco de crédito das MPE's cujo sócio-dirigente não possui registro cadastral, ativo ou inativo, é menor ao das MPE's que possuem.	Registro de restrição cadastral do dirigente.	NÃO

Fonte: Elaboração própria (2015)

Assim, após os testes realizados, verifica-se que o método utilizado para cálculo, com os dados utilizados, está estatisticamente aprovado para a utilização na solução do problema da pesquisa. A partir disto, a equação logística extraída do método é

$$P(\text{evento}) = \frac{1}{1 + e^{-(1,879 - 0,051TCONST - 0,446LOCAL + 0,863NATJUR - 1,929QTDIR - 0,009TEMPODIR - 0,040TEMPOREL + 0,856RESTEMPR + 0,48RESTDIR + 0,003IDADEDIR - 1,952ESCOLDIR)}} \quad \text{Equação (6)}$$

No Quadro 10 é apresentado um resumo das variáveis obrigatórias nos modelos atuais de análise de risco de crédito, conforme regulamento pelo BACEN; das variáveis analisadas por meio da regressão logística e consideradas significativas para a predição da adimplência ou inadimplência; e, do conjunto das variáveis a serem consideradas na construção de um novo modelo de *credit scoring* para micro e pequenas empresas.

Quadro 10: Resumo das variáveis

Variáveis obrigatórias nos modelos atuais de análise de crédito (BACEN)	Variáveis analisadas para inserção em um novo modelo de análise de crédito	Variáveis para um novo modelo de análise de crédito para MPE's
Situação econômico-financeira; Grau de endividamento; Capacidade de geração de resultados; Fluxo de caixa; Administração e qualidade dos controles; Pontualidade e atrasos nos pagamentos; Contingências; Setor de atividade econômica; Limite de crédito; Natureza e finalidade da transação; Características das garantias.	Localização; Tempo de constituição; Natureza jurídica; Tempo de relacionamento com o banco; Quantidade de dirigentes; Registro cadastral da empresa; Escolaridade do sócio dirigente; Idade do sócio-dirigente; Tempo do sócio-dirigente na empresa; Restrição cadastral do principal sócio-dirigente.	Situação econômico-financeira; Grau de endividamento; Capacidade de geração de resultados; Fluxo de caixa; Administração e qualidade dos controles; Pontualidade e atrasos nos pagamentos; Contingências; Setor de atividade econômica; Limite de crédito; Natureza e finalidade da transação; Características das garantias; Localização; Tempo de constituição; Natureza jurídica; Tempo de relacionamento com o banco; Quantidade de dirigentes; Registro cadastral da empresa; Escolaridade do sócio dirigente; Idade do sócio-dirigente; Tempo do sócio-dirigente na empresa; Restrição cadastral do principal sócio-dirigente.

Fonte: Elaboração própria (2015)

De acordo com Berger e Frame (2007) as empresas de pequeno porte são uma engrenagem importante na economia dos EUA, assim como são no Brasil, e a pesquisa realizada por estes autores revelou que o modelo de *credit scoring* direcionado a estas empresas permitiu: a) o aumento da quantidade de crédito concedido; b) o aumento da concessão a clientes considerados de risco; c) aumento dos empréstimos a empresas localizadas em regiões de baixa renda e, d) aumento dos prazos para pagamento do empréstimo e melhoria da evolução do crédito.

Entende-se que a imediata implantação de um modelo de *credit scoring* nos bancos brasileiros não traria os resultados apontados por Berger e Frame (2007) imediatamente, mas a médio e longo prazo os benefícios trazidos pela concessão de crédito, mais segura às MPE's, que por exemplo estejam localizadas em bairros de baixa renda, poderia colaborar para o desenvolvimento local. Assim como a dilatação dos prazos para pagamento dos

empréstimos resolveria uma das dificuldades apontadas pelas MPE's como entrave no relacionamento bancário, conforme pesquisado por Oliveira e Forte (2013).

3.3 Regressão Logística: validação da equação logística

Para validar a equação obtida pelo método de regressão logística, foi utilizada uma subamostra de validação, uma vez que a população de 196 MPE's foi dividida em duas subamostras de 98 empresas cada, sendo uma de análise e outra de validação. O critério utilizado para a validação foi o Índice de acerto, conforme descrito por Hair *et al.* (2009):

3.3.1 Índice de acerto (Ia)

O índice de acerto sinaliza qual a probabilidade da equação logística classificar corretamente a MPE na situação de adimplente ou inadimplente. Esse valor é obtido pela razão entre os indivíduos classificados corretamente e o total da amostra.

$$Ia = n^{\circ} \text{ de indivíduos corretamente classificados} / \text{total da amostra} \quad \text{Equação (7)}$$

Na Tabela 14 verifica-se que o Ia das duas amostras são bem próximos. Na amostra de estimação o “Ia” é de 85,7% e na de validação é de 82,7%. A diferença está na classificação dos inadimplentes, cujo índice ficou pior na amostra de validação.

Tabela 14: Comparação do índice de acerto das amostras de estimação e de validação

Observado	Amostra de estimação			Amostra de validação		
	Predito			Predito		
	ADINAD		% de acerto	ADINAD		% de acerto
	Adimplente	Inadimplente		Adimplente	Inadimplente	
Adimplente	72	5	93,5	72	5	93,5
Inadimplente	9	12	57,1	12	9	42,9
Total			85,7			82,7

Em ambas as amostras os resultados encontrados são considerados bons. De acordo com Picinini *et al.* (2003) e Selau e Ribeiro (2009), são considerados bons por especialistas os modelos de *credit scoring* com percentual de acerto acima de 65%. Araújo, Carmona e Deboçã (2006) apontam que um modelo com nível de acerto de 80% é considerado muito bom para *credit scoring*.

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Durante a elaboração da fundamentação teórica da presente pesquisa constatou-se que, o risco de crédito é uma preocupação de instituições financeiras e comerciais, não só no Brasil como em outros países. O Comitê de Basileia é uma das provas desta preocupação. Embora não tenham força legal, os acordos e recomendações, formulados no âmbito do Comitê, são implementados pelos países participantes, entre eles o Brasil.

Ao mesmo tempo em que a preocupação com o risco aumenta, entre outros motivos, devido ao aumento da concessão do crédito nos últimos anos e às crises mundiais, aumentam também os estudos sobre métodos e modelos que visem diminuir o risco de crédito, ao qual as instituições estão expostas, e assim aumentar sua lucratividade.

Apesar de na literatura pesquisada existirem trabalhos que propunham a inclusão de novas variáveis, estes estudos não analisaram se as variáveis propostas eram significativas para a predição da situação de inadimplência da MPE. Os estudos, em geral, investigaram quais variáveis, das já utilizadas pelos bancos em conformidade com a resolução BACEN 2.682/99, possuíam maior correlação com a situação de inadimplência. A partir desta constatação e da importância das MPE's no cenário brasileiro, é que se realizou o estudo empírico a fim de analisar novas variáveis, que possam ser propostas para inclusão em um modelo de análise e deferimento de crédito para as MPE's.

Em relação ao objetivo específico de “levantar as características de Micro e Pequenas Empresas tomadoras de crédito, clientes de uma agência bancária entre o período de 2008 à 2012”, foram selecionadas, a partir da experiência da pesquisadora e do referencial teórico, aquelas que se acredita ter relação com a situação de inadimplência da empresa, atendendo assim, ao primeiro objetivo específico da pesquisa. As características selecionadas foram então analisadas por meio da regressão logística.

Quanto ao objetivo de “analisar as características levantadas, considerando-as como variáveis, por meio do método de regressão logística”, concluiu-se que por meio da regressão logística foi possível confirmar a hipótese básica da pesquisa de que “existem características, além das já utilizadas pelas instituições financeiras nos atuais modelos de *credit scoring*, que influenciam o risco de crédito das MPE's”, bem como testar as 10 hipóteses secundárias, sendo 3 delas refutadas pelo método utilizado para o teste. Mesmo assim, inferiu-se que todas as 10 variáveis analisadas possuem poder preditivo sobre a variável dependente, em maior ou menor grau. A regressão logística se mostrou eficiente na estimação das variáveis, indicando o poder preditivo destas na situação de inadimplência. Os testes estatísticos realizados no

cálculo da regressão logística comprovaram que todas as variáveis selecionadas pela pesquisadora e testadas pelo método são significativas para a construção da equação logística.

Em relação ao terceiro objetivo específico, que foi o de “reunir as características de influência no risco de crédito das MPE’s e parametrizar os dados obtidos por meio da regressão logística, transformando-os em informações para apoio à tomada de decisão”, foi possível estabelecer parâmetros de direção e magnitude da relação de cada variável. Assim, em relação à direção, as variáveis natureza jurídica, restrição da empresa, restrição do dirigente e idade do dirigente, possuem direção aumentativa, ou seja, quando a variação nestas variáveis é positiva, elas contribuem para aumentar o percentual probabilístico. De acordo com os indicadores definidos para cada variável (vide Tabela 4), se a empresa é Ltda., se o sócio e ou a empresa não possui restrição e quanto maior a idade do dirigente, maior é chance de inadimplência da empresa.

Ao contrário, as variáveis: tempo de constituição, localização, quantidade de dirigentes, tempo do sócio-dirigente na empresa, tempo de relacionamento com o banco e escolaridade do dirigente, possuem direção diminutiva; a variação positiva contribui para diminuir o percentual probabilístico. Assim, quanto maior o tempo de constituição, o tempo do sócio-dirigente na empresa, a quantidade de dirigentes e o tempo de relacionamento; e, se a empresa está localizada em região central e o sócio-dirigente possui ensino superior, menor é a probabilidade de inadimplência.

Em relação à avaliação da magnitude, foi possível estabelecer a variação percentual que cada variável pode provocar na probabilidade da empresa ser classificada como adimplente ou inadimplente, conforme Tabela 14, da seção 3.

Quanto ao objetivo geral deste trabalho que foi o de “avaliar variáveis, além das definidas pelo BACEN através da Resolução 2.682/1999, que possam ser levadas em consideração na análise e deferimento de crédito às Micro e Pequenas Empresas”, o estudo empírico, que contou com uma amostra total de 196 empresas, divididas em duas subamostras de 98 empresas cada, sendo uma de análise e outra de validação da equação logística, permitiu inferir que as variáveis: (i) localização, (ii) tempo de constituição, (iii) natureza jurídica, (iv) tempo de relacionamento, (v) quantidade de dirigentes e (vi) registro cadastral da empresa; (vii) escolaridade, (viii) idade, (ix) tempo na empresa e (x) restrição cadastral do principal sócio-dirigente; possuem relação com a situação de inadimplência e, portanto, poder preditivo sobre o risco de crédito do cliente. O resultado obtido por meio do método de regressão logística classificou corretamente 85,7% das empresas.

Embora o trabalho não tenha o objetivo de propor um modelo de *credit scoring*, o estudo empírico apresenta resultados que podem colaborar para a melhoria e a customização da avaliação do risco de crédito de empresas de micro e pequeno porte, a exemplo do que acontece nos Estados Unidos.

Assim, conclui-se que o objetivo geral do trabalho foi alcançado, visto que a avaliação por meio da regressão logística apresentou índice de acerto satisfatório, se comparado a outros estudos. O cálculo da estatística Wald permitiu ainda verificar que todas as variáveis exercem efeito sobre a possibilidade de uma MPE assumir o estado de adimplente ou inadimplente, assim, é possível propor a inserção das variáveis analisadas em um modelo de *credit scoring*.

A limitação deste trabalho está na não extrapolação dos dados, visto que a amostra não foi selecionada de forma probabilística e sim de forma intencional. Outra limitação é o fato de só terem sido estudadas as empresas que contraíram empréstimos, visto que os dados das empresas que tiveram crédito negado não estavam disponíveis para coleta.

Para novas pesquisas, propõe-se a análise de pesos a serem atribuídos a cada uma das variáveis propostas neste trabalho por meio da definição de escores e, em conjunto com as variáveis definidas pelo BACEN, desenvolver um modelo de *credit scoring* para as MPE's, que possa ser utilizado na decisão de concessão de crédito por instituições financeiras e, assim, diminuir o risco de crédito, ao mesmo tempo que possa aumentar a disponibilidade de recursos às MPE's e o lucro de ambas.

REFERÊNCIAS

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

AMARAL FILHO, Jair do. **Micro e Pequenas Empresas (MPEs) e construção social do mercado**. Instituto de Pesquisa Aplica - IPEA. Brasília. 2011. (Textos para discussão CEPAL-IPEA, 36).

ANONYMUS. *The Case of the Hypothesis That Never Was; Uncovering the Deceptive Use of Post Hoc Hypotheses*. *Journal of Management Inquiry*, v. 24 (2), p. 214-216, 2015.

ARAÚJO, Fábio José de Oliveira. Superendividamento como fator de exclusão da cidadania: reflexões à luz do direito à educação para o consumo. *Revista Data Venia*, v. 5 (7), p. 68-87, 2012.

ARAÚJO, Elaine. Aparecida.; CARMONA, Charles Ulisses de; DEBOÇÃ, Leonardo Pinheiro. Risco de Crédito: construção de modelos Credit Scoring com abordagem de regressão logística para a análise da inadimplência de uma instituição de microcrédito. **Anais IX Seminários em Administração**. São Paulo: SEMEAD. 2006.

ARMINGER, Gerhard; ENACHE, Daniel; BONNE, Thorsten. *Analyzing credit risk data: a comparison of logistic discrimination, classification trees and feedforward networks*. *Computational Statistics*, v. 12, n. 2, p. 293-310, Mar. 1997.

ASSAF NETO, Alexandre. Prefácio. In: PERERA, Luiz Carlos Jacob. **Crédito: história, fundamentos e modelo de análise**. São Paulo: Mackenzie, Saint Paul Editora, 2013. p. 9-10.

BACEN. **Relatório de Economia e Crédito**, 2012. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/?SPREAD>>. Acesso em: 07 fev. 2014.

_____. **Relatório de Economia Bancária e Crédito**. Banco Central do Brasil. Brasília. 2012.

_____. Banco Central do Brasil, 2014. Disponível em: <www.bcb.gov.br>. Acesso em: 07 fev. 2014.

_____. **Relatório de Estabilidade Financeira - Setembro 2014**, 2014. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2014_09/refP.pdf>. Acesso em: 11 jul. 2015.

BATISTA, Sérgio Ricardo Faustino; DIVINO, José Angelo; ORRILLO, Jaime. Taxa de Juros e Default em Mercados de Empréstimos Colateralizados. **Estudos Econômicos**, São Paulo, v. 41, n. 4, p. 691-718, out./dez. 2011. ISSN 0101-4161.

BAUMGARTNER, Regina. Propostas para implementação de um Sistema de Garantia de Crédito Mutualista como alternativa de acesso ao crédito para as Micro e Pequenas Empresas no Brasil. **Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade de Santa Catarina**, Florianópolis, 2004.

BERGER, Allen N.; FRAME, W. Scott. *Small Business Credit Scoring and Credit Availability. Journal of Small Business Management*, v. 45, n. 1, p. 5-22, 2007.

BIS. *Bank for International Settlements. A brief history of the Basel Committee, October 2014*. Disponível em: <<http://www.bis.org/bcbs/history.pdf>>. Acesso em: 11 jul. 2015.

BNDES. Banco Nacional do Desenvolvimento. **Apoio Financeiro / Porte de Empresa**, 2014. Disponível em: <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/bndes/bndes_pt/Institucional/Apoio_Financeiro/porte.html>. Acesso em: 22 nov. 2014.

_____. Disponível em: <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/bndes/bndes_pt/Institucional/Apoio_Financeiro/Programas_e_Fundos/FGI/index.html>. Acesso em: 11 jul. 2015.

BRASIL. **Lei nº 9.279**, de 14 de maio de 1996. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19279.htm>. Acesso em: 20 nov. 2014.

_____. **Resolução nº 2.682**, de 21 de dezembro de 1999. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_P.pdf>. Acesso em: 02 jul. 2014.

_____. **Lei Complementar nº 105**, de 10 de janeiro de 2001. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp105.htm>. Acesso em: 20 nov. 2014.

_____. **Lei nº 11.101**, de 9 de fevereiro de 2005. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/lei/111101.htm>. Acesso em: 20 nov. 2014.

_____. **Lei nº 11.110**, de 25 de abril de 2005. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/Ccivil_03/_Ato2004-2006/2005/Lei/111110.htm>. Acesso em: 22 nov. 2014.

_____. **Lei Complementar nº 123**, de 14 de dezembro de 2006. Disponível em: <<http://www.receita.fazenda.gov.br/legislacao/leiscomplementares/2006/leicp123.htm>>. Acesso em: 02 jul. 2014.

_____. **Lei Complementar nº 128**, de 19 de dezembro de 2008. Disponível em: <<http://www.receita.fazenda.gov.br/legislacao/leiscomplementares/2008/leicp128.htm>>. Acesso em: 22 nov. 2014.

_____. **Lei Complementar nº 147**, de 07 de agosto de 2014. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/LCP/Lcp147.htm>. Acesso em: 03 jul. 2015.

BRITO; Giovani Antônio Silva. ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de Risco de Crédito de Empresas. **Revista Contabilidade & Finanças - USP**, São Paulo, v. 19, n. 46, p. 18-29, jan./abr. 2008.

BROWN, Iain.; MUES, Christophe. *An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets*. **Expert Systems with Applications**, v. 39, n. 3, p. 3446-3453, fev. 2012.

BUSSAB, Wilton O.; MORETIN, Pedro A. **Estatística Básica**. 8. ed. São Paulo: Saraiva, 2013.

CAMARGOS, Marcos Antônio de et al. Fatores Condicionantes de Inadimplência em Processos de Concessão de Crédito a Micro e Pequenas Empresas do Estado de Minas Gerais. **RAC - Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 14, n. 2, p. 333-352, Mar./Abr. 2010.

CARMONA, Charles Ulises de Montreuil; ARAÚJO, Elaine Aparecida. *Application of credit scoring models in the analysis of insolvency of a Brazilian microcredit institution*. **Journal of Modern Accounting and Auditing**, v. 7, n. 8, p. 799-812, 2011.

CARVALHO, Carlos E.; ABRAMOVAY, Ricardo. Diagnóstico da oferta e da demanda de serviços financeiros. In: SANTOS, C. A. E. A. (.). **O Sistema Financeiro e as Micro e Pequenas Empresas**: Diagnóstico e Perspectivas. Brasília: SEBRAE, 2004. Cap. 1.

CARVALHO, Demerval Bicalho; SANTOS, Gustavo Martins dos. FEBRABAN - Federação Brasileira de Bancos. **Os Acordos de Basiléia – Um roteiro para implementação nas instituições financeiras**, 2008. Disponível em: <http://www.febraban.org.br/Arquivo/Servicos/Imprensa/Artigo_Basileia_6.pdf>. Acesso em: 10 jul. 2015.

CARVALHO, Fernando José Cardim de. ANBIMA: Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiros e de Capitais. **Basiléia III: Novos desafios para a adequação da regulação bancária**, 2010. Disponível em: <<http://portal.anbima.com.br/informacoes-tecnicas/estudos/perspectivas/Documents/Perspectivas%20ANBIMA%20Basileia%20III.pdf>>. Acesso em: 11 jul. 2015.

CIA, Joaíla Neide de Sales; SMITH, Marinês Santana Justo. O papel da contabilidade gerencial das PMES (pequenas e médias empresas): um estudo nas empresas de calçados de Franca-SP. **Anais Encontro Anual da ANPAD**. Campinas: Associação Nacional de Programa de Pós-Graduação em Administração. 2001.

CNC. Confederação Nacional do Comércio de Bens, Serviços e Turismo. **Empresômetro**, 2014. Disponível em: <<http://www.empresometro.com.br/Site/Estatisticas>>. Acesso em: 19 nov. 2014.

CORRAR, Luiz J.; PAULO, Edilson; DIAS FILHO, José Maria. **Análise Multivariada para os Cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia**. São Paulo: Atlas, 2012.

DERMINE, J. **Avaliação de bancos e gestão baseada no valor**: apreçamento de depósitos e de empréstimos, avaliação de desempenho e gestão de riscos. São Paulo: Atlas, 2010.

DINIZ, Carlos.; LOUZADA, Francisco. Modelagem Estatística para Risco de Crédito. **Anais 20° SINAPE (Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística)**. João Pessoa: ABE - Associação Brasileira de Estatística, 2012.

DOANE, David. P.; SEWARD, Lori. E. **Estatística Aplicada à Administração e Economia**. 4ª Edição. ed. Porto Alegre: Bookman, 2014.

DONDOSSOLA, Camila de Pellegrin; MADEIRA, Kristian; ESTEVAM, Dimas de Oliveira. As dificuldades de acesso ao crédito das micro e pequenas empresas do setor de confecção da cidade de Criciúma/SC. **Anais IV Encontro de Economia Catarinense**. Criciúma / SC: [s.n.]. 2010.

EDMISTER, Robert. O. *An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction*. **The Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 7, n. 2, p. 1477-1493, mar. 1972.

FÁVERO, Luiz Paulo. **Análise de Dados: Modelos de Regressão com Excel, Stata e SPSS**. Rio de Janeiro: Campus, 2015.

FEBRABAN. Federação Nacional de Bancos. **Valores nominais mensais tomados em operações de crédito com recursos livres por modalidade (em R\$ MM)**, 2014. Disponível em:

<http://www.febraban.org.br/bd/FRProjetos.asp?id_grupo=760&id_assunto=32&id_item=65&id_pastaMA=8&id_assuntoMA=32%20&id_assuntoME=0>. Acesso em: 13 nov. 2014.

FERREIRA, Calebe da Costa; MACEDO, Marcelo Álvaro da Silva. **Micro e Pequenas Empresas no Brasil e a questão do capital de giro: um estudo exploratório**. Seminários em Administração - SEMEAD FEA-USP. São Paulo: [s.n.]. 2007.

FERREIRA, Marco Aurélio Marques; CELSO, Alex Sandro dos Santos; NETO, João Estevão Barbosa. Aplicação do Modelo Logit Binomial na Análise do Risco de Crédito em uma Instituição Bancária. **Revista de Negócios**, Blumenau, v. 17, n. 1, p. 41-59, jan./mar. 2012. ISSN 1980-4431.

FIELD, Andy. **Descobrimo a Estatística Utilizando o SPSS**. Tradução de Lori Viali. 2ª. ed. Porto Alegre: Artmed, 2009.

FIGUEIRA, Paulo Humberto. **Gestão do Risco de Crédito: análise dos impactos da Resolução 2682, do Conselho Monetários Nacional, na transparência do risco da carteira de empréstimos dos bancos comerciais brasileiros**. 2001. 181f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Fundação Getúlio Vargas, Escola Brasileira de Administração Pública, 2001.

FUJITA, Thiago Jun; MENOCE, Sônia Cristina. Customização de Aplicativo de Gestão para o Microempreendedor do Setor Manufatureiro. **Fasci-Tech**, São Caetano do Sul, mar./set. 2012. p. 175-180.

GARUD, Raghu. *Eyes Wide Shut? A Commentary on the Hypothesis That Never Was*. **Journal of Management Inquiry**, v. 24 (4), p. 450-454, 2015.

GHANEM, Tafida Sayed Ahmed. **The Processes of Formulating Hypotheses and Students' Difficulties of Hypotheses Formulation in Science Learning**. 2003. 120f. *Dissertation (Master Degree of Science Education) - Hokkaido University of Education, Hakodate Campus Science Education Department*, 2003.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2002.

_____. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

GITMAN, Lawrence Jeffrey. J. **Princípios de Administração Financeira**. 10. ed. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

GONÇALVES, Eric Bacconi; GOUVÊA, Maria Aparecida; MANTOVANI, Daielly Melina Nassif. Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, Florianópolis, v. 10, n. 20, p. 139-160, mai./ago. 2013. ISSN 2175-8069.

GOULART, André Moura Cintra. **Evidenciação contábil do risco de mercado por instituições financeiras no Brasil**. 2003. 201f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

GOUVÊA, Maria Aparecida; GONÇALVES, Eric Bacconi; MANTOVANI, Daielly Melina Nassif. M. N. Aplicação de Regressão Logística e Algoritmos Genéticos na Análise de Risco de Crédito. **Revista Universo Contábil**, Blumenau, v. 8, n. 2, p. 84-102, abr./jun. 2012. ISSN 1809-3337.

GRAPEGGIA, Mariana. et al. Fatores condicionantes de sucesso e/ou mortalidade de micro e pequenas empresas em Santa Catarina. **Produção**, Santa Catarina, v. 21, n. 3, p. 444-455, jul/set 2011.

GRESSLER, Lori Alice. **Introdução à pesquisa: projetos e relatórios**. 2. ed. São Paulo: Loyola, 2004.

HAIR, Joseph. F. et al. **Análise Multivariada de Dados**. Tradução de Adonai Schlup Sant'Anna. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HSIEH, Nan-Chen; HUNG, Lun-Ping. *A data driven ensemble classifier for credit scoring analysis*. **Expert Systems with Applications**, v. 37, n. 1, p. 534-545, jan. 2010.

IBPT. IBPT - Instituto Brasileiro de Planejamento Tributário, 2013. Disponível em: <<https://www.ibpt.org.br/img/uploads/novelty/estudo/701/CausasDeDesaparecimentoDasMicrosEPequenasEmpresas.pdf>>. Acesso em: 13 nov. 2014.

JORION, Philippe. **Value at risk: the new benchmark for controlling market risk**. 5. ed. Chicago: Irwin Professional Pub, 1997.

_____. **Financial Risk Manager handbook 2001-2002**. [S.l.]: Wiley, v. 96, 2001.

LAHA, Arijit. Building contextual classifiers by integrating fuzzy rule based classification technique and k-nn method for credit scoring. **Advanced Engineering Informatics**, v. 21, n. 3, p. 281-291, jul. 2007.

LEISMANN, Edison Luiz; CARMONA, Charles Ulisses de Moutreuil. Sustentabilidade financeira das instituições de microfinanças brasileiras: análise das cooperativas de crédito singulares. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 48, n. 4, p. 635-672, out./dez. 2010. ISSN 0103-2003.

LEMES JUNIOR, Antônio Barbosa. **Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas trabalhistas**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

LEMES JÚNIOR, Antônio Barbosa; RIGO, Cláudio Miessa; CHEROBIM, Ana Paula Mussi Szabo. **Administração financeira: princípios, fundamentos e práticas brasileiras: aplicações a casos nacionais**. 3ª Edição. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2010.

LEOCADIO, Larissa Caldeira Leite. **Risco e Gestão dos Riscos para o Mutuário em Financiamentos Internacionais: caso dos projetos de Defesa brasileiros de grande porte**. 2013. 88f. Dissertação (Mestrado em Negócios Internacionais) – Universidade do Minho, [s.l.], 2013.

LIMA, César Emanuel Barbosa de; MEDEIROS, Jefferson Bruno Soares de; LIMA, Robson Antônio Miranda de. Concessão de crédito à Pessoa Jurídica: um estudo no Banco Bradesco S/A. **Anais XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção**. São Carlos: ENEGEP. 2010.

LIMA, Fabiano Guasti. G. et al. Aplicação de redes neurais na análise e na concessão de crédito ao consumidor. **Finanças & Contabilidade**, São Paulo, v. 44, n. 1, p. 34-45, jan./mar. 2009.

LONGENECKER, Justin. G. et al. **Administração de Pequenas Empresas**. 13. ed. São Paulo: Thomson Learning, 2007.

LOPES, António Carlos Vaz; SCHULTER, Caroline Bareto; BINOTTO, Erlaine; ANDRADE, Sônia de Albuquerque; BUSANELO, Ernani Carpenedo. Microcrédito e os microempreendimentos: um estudo no Banco da Gente do Mato Grosso do Sul. *Facef Pesquisa*, v.14 (3), p. 249-263, set-dez/2011.

LOPES, Neilson Soares. **Modelos de classificação de risco de crédito para financiamentos imobiliários: regressão logística, análise discriminante, árvores de decisão, Bagging e Boosting**. 2011. 87f. Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas), São Paulo: Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2011.

LU, Han; LIYAN, Han; HONGWEI, Zhao. *Credit Scoring Model Hybridizing Artificial Intelligence with Logistic Regression*. **Journal of Networks**, v. 8, n. 1, p. 253-261, Jan. 2013.

MARCONI, Marina de Andrede; LAKATOS, Eva Maria. **Fundamentos de Metodologia Científica**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

MARINS, Jaqueline Terra Moura; NEVES, Myrian Beatriz Eiras das Neves. **Inadimplência de crédito e ciclo econômico: um exame da relação no mercado brasileiro de crédito corporativo**. Brasília. 2013.

MARQUES, Jair Mendes; LIMA, José Donizetti de. A estatística multivariada na análise econômico-financeira de empresas. **Revista FAE**, Curitiba, v. 5, n. 3, p. 51-59, set./dez. 2002.

MARTINS, Márcio Severo; GALLI, Oscar Claudino. A previsão de insolvência pelo Modelo Cox: uma aplicação para a análise de risco de companhias abertas brasileiras. **REad - Revista Eletrônica de Administração**, Porto Alegre, v. 13, n. 55, jan./abr 2007.

- MASSAD, Eduardo. et al. **Métodos Quantitativos em Medicina**. Barueri: Manole, 2004.
- MATIAS, Miguel Neves. O relacionamento bancário e o financiamento das PME: Uma revisão da literatura. *Revista Portuguesa e Brasileira de Gestão*, v. 8 (1), Lisboa, mar. 2009.
- MATOS, Marcelo Pessoa; ARROIO, Ana. **Políticas de Apoio às Micro e Pequenas Empresas no Brasil: Avanços no Período Recente e Perspectivas Futuras**. Santiago de Chile: ONU, 2011.
- MAVRI, Maria. et al. *A two-stage dynamic credit scoring model, based on customers' profile and time horizon*. *Journal of Financial Services Marketing*, v. 13, n. 1, p. 17-27, mai. 2008.
- MELO, José Samuel de Miranda Jr. **Longevidade das Micro e Pequenas Empresas Prestadoras de Serviços: um estudo das dimensões organizacionais e suas implicações**. 2012. 281f. Tese (Doutorado em Administração) – Escola Brasileira de Administração Pública e de Empresas, Centro de Formação Acadêmica e Pesquisa, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2012.
- MELLO, José André Villas Bôas; MELLO, Andréa Justino Ribeiro. Fundamentos de Localização sob a perspectiva de Consumo nas Cidades. X SEGET Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia. Resende - Rio de Janeiro. Outubro de 2013.
- MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS JR, Walter Lee. Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 6, n. 3, p. 109-128, dez 2002.
- MORAIS, José Mauro de. Programas especiais de crédito para micro, pequenas e médias empresas: BNDES, PROGER E Fundos Constitucionais de Financiamento. In: IPEA **Políticas de Incentivo à Inovação Tecnológica no Brasil**. Brasília: Ipea - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2008. p. 389-434.
- MORGAN, George Arthur; GRIEGO, Orlando. V. *Easy use and interpretation of S P S for Windows: Answering research questions with statistics*. [S.l.]: Psychology Press, 1998.
- NETO, Antônio Alves Amorim; CARMONA, Charles Ulisses de Montreuil. Modelagem do Risco de Crédito: um estudo do segmento de pessoas físicas em um banco de varejo. **Revista Eletrônica de Administração**, Disponível em: Acesso em: 16 Jul. 2015, ago. 2013. ISSN 1413-2311. Disponível em: <<http://www.seer.ufrgs.br/index.php/read/article/view/41887>>. Acesso em: 16 jul. 2015.
- OECD. OECD - *Organisation de Coopération et de Développement Économiques*. **OECD.Stat**, 10 julho 2015. Disponível em: <http://stats.oecd.org/Index.aspx?DataSetCode=SDBS_BDI>. Acesso em: 10 julho 2015.
- OHLSON, James. A. *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*. *Journal of Accounting Research*, Spring, v. 18, n. 1, p. 109-131, 1980.
- OLIVEIRA, Oderlene Vieira de; FORTE, Sergio Henrique Arruda Cavalcante. O Relacionamento das MPE da Região Nordeste com os Bancos Brasileiros. **Anais XVI Seminários em Administração**, São Paulo: SEMEAD, Out. 2013. ISSN 2177-3866.

OLIVEIRA, Ualison Rébula de; ROCHA, Henrique Martins. A Dificuldade de Acesso ao Crédito como Entrave ao Crescimento Sustentável das Micro e Pequenas Empresas: um estudo de novas perspectivas. In: COSTA, S. **Gestão pela Qualidade Total nas Organizações Sustentáveis**. Niterói: LATEC Publicações, v. 1, 2007.

OLIVEIRA, Ualison Rébula de; ROCHA, Henrique Martins. Estudos de redução da mortalidade das micro e pequenas empresas através de um instrumento de crédito específico para esse segmento. **Anais Simpósio de Excelência em Gestão e Tecnologia**. Resende: SEGeT, 2005.

PERERA, Luiz Carlos Jacob *et al.* Incorporando Sustentabilidade na Análise de Crédito. In: PERERA, Luiz Carlos Jacob. **Crédito: história, fundamentos e modelo de análise**. São Paulo: Mackenzie, Saint Paul Editora, 2013a. p. 195-217.

PERERA, Luiz Carlos Jacob. História e evolução do crédito. In: PERERA, L. C. J. **Crédito: história, fundamentos e modelos de análise**. São Paulo: Mackenzie, Saint Paul Editora, 2013b. p. 15-36.

PICININI, Ronaldo; OLIVEIRA, Gina Maira Barbosa; MONTEIRO, Luiz Henrique Alves. Mineração de Critério de *Credit Scoring* Utilizando Algoritmos Genéticos. **Anais VI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**. Bauru: [s.n.]. 2003. p. 463-466.

QUIVY, Raymond; CAMPENHOUDT, Luc Van. **Manual de Investigação em Ciências Sociais**. Tradução de João Minhoto Marques; Maria Amália Mendes e Maria Carvalho. 4. ed. Lisboa: Gradiva, 2005.

RICHARDSON, Roberto Jarry. **Pesquisa Social: métodos e técnicas**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 1999.

RUSSEL, Allan Melvin; GERHART, Mary. *The divine conjectures: a contemporary account of human origins and destiny*. **Zygon**, v. 43 (2), p. 395-410, 2008.

SANTO, Alexandre do Espírito. **Delineamentos de Metodologia Científica**. São Paulo: Loyola, 1992.

SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. **Crédito: Análise, Concessão e Gestão de Riscos**. São Paulo: Atlas, 1997.

SEBRAE. Serviço Brasileiro de Apoio à Micro e Pequena Empresa. **Taxa de sobrevivência das empresas no Brasil**, Outubro 2011. Disponível em: <http://www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Anexos/Sobrevivencia_das_empresas_no_Brasil_2011.pdf>. Acesso em: 02 jul. 2014.

_____. **Sociedades Garantidoras de Crédito no Brasil: evolução, cenário atual e perspectivas**. Serviço Brasileiro de Apoio à Micro e Pequena Empresa - SEBRAE. Brasília. 2012.

_____. **Sobrevivência das empresas no Brasil**. Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas - SEBRAE. Brasília. 2013.

_____. O sucesso do negócio depende de sua localização. Disponível em: <http://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/artigos/O-sucesso-do-neg%C3%B3cio-dependede-sua-localiza%C3%A7%C3%A3o>. Acesso em 22/09/2015.

_____. Os donos de negócio no Brasil: análise por faixa etária (2003-2013). Marco Aurélio Bedê (Coord.). Brasília: SEBRAE, 2015.

SEBRAE/SP. SEBRAE São Paulo. **SEBRAESP**, 2010. Disponível em: <http://www.sebraesp.com.br/arquivos_site/biblioteca/EstudosPesquisas/mortalidade/mortalidade_12_anos.pdf>. Acesso em: 11 jul. 2014.

SEBRAE; DIEESE. Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas. **Anuário do trabalho na Micro e Pequena Empresa**, 2013. Disponível em: <http://www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Anexos/Anuario%20do%20Trabalho%20Na%20Micro%20e%20Pequena%20Empresa_2013.pdf>. Acesso em: 22 nov. 2014.

SECURATO, José Roberto. **Crédito: análise e avaliação do risco: pessoas físicas e jurídicas**. São Paulo: Saint Paul Editora, 2012.

SECURATO, José Roberto; FAMÁ, Rubens. Um procedimento para a decisão de crédito pelos bancos. **Revista de Administração Contemporânea**, Curitiba, v. 1, n. 1, p. 101-119, jan./abr. 1997. ISSN 1982-7849.

SFREDO, Janine Mattana. PEREIRA, Leticia Nunes. MORAES, Paulo Rogério Pinto de. DALMAU, Marcos. Análise de fatores relevantes quanto à localização de empresas: comparativo entre uma indústria e uma prestadora de serviços com base nos pressupostos teóricos. Anais do XXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Fortaleza: ENEGEP, 2006.

SELAU, Lisiane Priscila Roldão. **Construção de Modelos de Previsão de Risco de Crédito**. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre: UFRGS, 2008.

SELAU, Lisiane Priscila Roldão; RIBEIRO, José Luiz Duarte. Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito. **Gestão e Produção**, São Carlos, v. 16, n. 3, p. 398-413, jul./set. 2009.

SHEINBERG, Márcia; BREWSTER, Mary Kim. *Thinking and Working Relationally: Interviewing and Constructing Hypotheses to Create Compassionate Understanding*. **Family Process**, v. 53 (4), p. 618-639, 2014.

SILVA, Frederico Cássio Gonçalves da. **Inadimplência e operações de crédito: uma análise sobre o comportamento nas maiores instituições financeiras que atuam no Sistema Financeiro Nacional**. 2013. 33f. Trabalho de conclusão do curso (Bacharelado em Ciências Contábeis) – Faculdade de Tecnologia e Ciências Sociais Aplicadas, Centro Universitário de Brasília, Brasília, 2013.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo: Atlas, 1998.

SOLOMON, Ezra; PRINGLE, John. J. **Introdução à administração financeira**. São Paulo: Atlas, 1981.

SPINAK, Ernesto. Indicadores Cienciométricos. **ACIMED**, 9, 2001. 19.

STEINER, Maria Teresinha Arns *et al.* Extração de regras de classificação a partir de redes neurais para auxílio à tomada de decisão na concessão de crédito bancário. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 27, n. 3, p. 407-426, 2007. ISSN 1678-5142.

SUBHASH, Sharma. **Applied Multivariate Techniques**. Canada: John Wiley & Sons Inc., 1996.

SUKONO, Asep Sholahuddin; MAMAT, Mustafa; PRAFIDYA, Krishna. *Credit Scoring for Cooperative of Financial Services Using Logistic Regression Estimated by Genetic Algorithm*. **Applied Mathematical Sciences**, v. 8, n. 1, p. 45-57, 2014.

TECLES, Patrícia L.; TABAK, Benjamim. M.; STAUB, Roberta B. Concentração e Inadimplência nas Carteiras de Empréstimos dos Bancos Brasileiros. In: BACEN **Relatório de Economia Bancária e Crédito**. Brasília: [s.n.], 2008. p. 123-154.

TABAK, Benjamim. M.; CRAVEIRO, Giovana Leivas; CAJUEIRO, Daniel O. Eficiência Bancária e Inadimplência: testes de causalidade. In: BACEN. **Relatório de Economia Bancária e Crédito**. Brasília: [s.n.], 2009. p. 125-138.

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

THOMAS, Lync. C.; EDELMAN, David B.; CROOK, Jonathan. N. **Credit Scoring and its Applications**. Philadelphia: SIAM, 2002.

TRIOLA, Mario. F. **Introdução à Estatística**. Tradução de Vera Regina de Farias e Flores. 9. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2005.

VERGARA, Sylvia Constant. **Projetos e relatórios de pesquisa em Administração**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

VICINI, Lorena. **Análise multivariada da teoria à prática**. Santa Maria: UFSM, CCNE, 2005.

VIEIRA, Giselle Oliveira. O. **Análise do acesso ao crédito do setor varejista de calçados de Volta Redonda: uma abordagem empírica sob a ótica dos credores e tomadores de recursos**. 2012. 67f. Trabalho de conclusão de curso (Bacharel em Administração) – Escola de Ciências Humanas e Sociais de Volta Redonda, Universidade Federal Fluminense, Volta Redonda, 2012.

YAP, Bee Wah; ONG, Seng Huat; HUSAIN, Nor Huselina Mohamed. *Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models*. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 10, p. 13274-13283, set. 2011.

ZHAO, Zongyuan. *et al.* *Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring*. **Expert Systems with Applications**, v. 42, p. 3508-3516, 2015.

ZICA, Roberto Marinho Figueiroa; MARTINS, Henrique Cordeiro; CHAVES, Alessandro Flávio Barbosa. Dificuldades e Perspectivas de Acesso ao Sistema Financeiro Nacional pelas Micro e Pequenas Empresas. **Anais V Encontro de Estudos sobre Empreendedorismo e Gestão de Pequenas Empresa**. [s.l.]: EGEP, 2008.

ANEXOS

Anexo I – Dados da população utilizados para análise

Nome da empresa	Adimplente = 0 / Inadimplente = 1	Tempo de constituição na data da avaliação de crédito	Localização central = 0 / periférico = 1	Natureza jurídica individual = 1 / Ltda = 0	Qtde Dirigentes	Tempo D1 na empresa	Tempo relac bco (em meses)	Restrição empresa possui = 1 / não possui = 0	Restrição dirigente I possui = 1 / não possui = 0	Idade dirigente I	Escolaridade dirigente I Superior ou mais = 0 / demais = 1
Empresa 1	0	17	0	1	1	17,00	118	1	1	38	1
Empresa 2	0	17	0	0	1	17,00	22	0	1	51	0
Empresa 3	0	17	0	0	2	17,00	138	1	0	44	0
Empresa 4	0	15	0	0	1	15,00	63	1	0	45	0
Empresa 5	0	15	0	0	2	15,00	122	1	1	40	1
Empresa 6	0	15	1	1	1	15,00	171	1	1	57	0
Empresa 7	0	14	0	1	1	14,00	21	1	0	40	1
Empresa 8	0	15	1	0	2	10,00	149	0	0	57	1
Empresa 9	0	14	0	0	1	7,00	163	1	1	48	0
Empresa 10	1	12	1	1	1	12,00	82	1	0	48	1
Empresa 11	0	13	1	0	1	12,00	40	0	0	40	1
Empresa 12	1	12	1	0	1	0,75	7	0	0	63	1
Empresa 13	0	16	1	0	2	0,00	29	0	0	21	1
Empresa 14	1	14	0	1	1	6,00	162	1	1	58	0
Empresa 15	0	15	0	0	1	15,00	86	1	0	50	0
Empresa 16	0	14	0	0	2	14,00	35	0	0	41	0
Empresa 17	0	11	0	0	2	11,00	0	0	0	52	0
Empresa 18	0	13	0	0	2	13,00	122	0	0	62	0
Empresa 19	0	12	1	1	1	12,00	67	1	0	59	1
Empresa 20	0	14	1	0	1	14,00	157	1	1	59	0

Empresa 21	1	10	1	1	1	10,00	18	0	0	45	1
Empresa 22	1	12	1	0	1	0,58	99	1	0	60	1
Empresa 23	0	11	0	0	2	5,00	42	1	1	58	0
Empresa 24	0	14	0	1	1	14,00	156	1	1	49	0
Empresa 25	1	13	1	1	1	13,00	74	1	1	42	1
Empresa 26	0	12	0	0	2	14,00	106	0	0	60	0
Empresa 27	0	14	0	0	2	14,00	150	1	1	40	1
Empresa 28	1	14	1	1	1	14,00	15	1	1	56	1
Empresa 29	0	13	1	0	1	13,00	37	1	1	63	0
Empresa 30	0	10	0	0	1	10,00	84	1	0	39	1
Empresa 31	1	9	0	1	1	9,00	0	0	0	39	1
Empresa 32	0	12	0	0	1	12,00	71	0	0	44	1
Empresa 33	0	10	0	0	2	10,00	77	1	0	36	0
Empresa 34	0	9	1	0	2	9,00	86	1	0	46	1
Empresa 35	0	11	1	0	1	11,00	129	0	0	75	1
Empresa 36	0	11	0	0	1	11,00	40	1	0	50	1
Empresa 37	0	13	1	0	1	13,00	39	1	0	45	0
Empresa 38	1	13	1	1	1	1,00	0	0	0	35	1
Empresa 39	0	11	0	0	1	11,00	132	0	0	59	1
Empresa 40	0	12	1	0	3	1,00	25	0	0	30	1
Empresa 41	0	11	1	0	3	11,00	39	0	0	45	0
Empresa 42	0	9	0	0	2	9,00	77	0	1	41	1
Empresa 43	0	10	0	0	1	2,00	66	1	1	46	1
Empresa 44	0	9	1	1	1	9,00	60	1	0	46	1
Empresa 45	0	10	1	1	1	10,00	37	1	1	69	1
Empresa 46	0	8	1	0	2	8,00	6	1	0	38	0
Empresa 47	1	6	1	0	1	6,00	0	0	1	35	0
Empresa 48	0	10	1	1	1	1,00	14	0	0	42	1
Empresa 49	0	11	0	0	1	6,00	10	0	0	42	1
Empresa 50	1	7	0	0	1	5,00	28	0	0	43	0
Empresa 51	0	8	0	0	2	8,00	32	0	0	37	1
Empresa 52	1	9	0	0	1	9,00	52	1	1	76	0

Empresa 53	0	9	1	1	1	9,00	48	1	0	56	1
Empresa 54	0	11	0	0	1	0,16	119	0	1	68	1
Empresa 55	1	11	1	0	1	11,00	6	0	0	52	1
Empresa 56	0	11	0	1	1	0,25	3	0	1	33	1
Empresa 57	0	11	0	1	1	11,00	0	0	0	53	1
Empresa 58	0	7	0	0	1	10,00	79	0	0	31	0
Empresa 59	0	6	0	0	1	6,00	61	1	0	38	1
Empresa 60	0	9	0	0	2	0,08	0	0	0	57	0
Empresa 61	0	5	0	0	1	5,00	40	0	0	39	0
Empresa 62	0	5	0	0	2	5,00	60	1	0	56	0
Empresa 63	1	9	1	1	1	9,00	0	0	0	31	0
Empresa 64	0	7	0	0	1	7,00	4	1	0	30	0
Empresa 65	0	9	0	0	2	9,00	3	0	0	33	0
Empresa 66	1	4	0	0	1	4,00	9	0	1	50	1
Empresa 67	0	7	1	0	1	0,83	0	0	0	36	1
Empresa 68	0	7	0	1	1	7,00	66	0	0	37	1
Empresa 69	0	7	1	0	1	0,16	0	0	0	35	0
Empresa 70	1	6	1	0	1	0,66	60	0	0	36	1
Empresa 71	0	13	1	0	2	13,00	21	1	1	65	1
Empresa 72	0	9	1	0	2	9,00	54	0	1	40	0
Empresa 73	1	5	1	0	1	5,00	0	0	0	37	0
Empresa 74	0	7	0	0	2	6,00	75	0	1	37	1
Empresa 75	1	4	0	0	1	4,00	0	0	0	49	1
Empresa 76	0	4	0	0	1	4,00	0	0	0	39	0
Empresa 77	0	8	0	0	3	7,00	93	0	1	33	1
Empresa 78	1	3	1	1	1	3,00	0	0	1	58	1
Empresa 79	0	4	1	0	2	4,00	27	1	1	38	1
Empresa 80	0	2	1	0	2	2,00	13	0	0	33	1
Empresa 81	0	3	0	0	2	3,00	12	0	0	38	0
Empresa 82	0	6	0	1	1	6,00	62	0	0	46	0
Empresa 83	1	4	1	0	2	4,00	42	0	0	46	0
Empresa 84	0	5	1	1	1	5,00	46	1	0	33	1

Empresa 85	1	6	0	0	1	6,00	0	0	0	40	1
Empresa 86	0	7	0	0	1	7,00	71	0	0	37	0
Empresa 87	0	4	0	0	1	4,00	9	1	0	25	1
Empresa 88	0	4	0	1	1	4,00	21	0	1	59	1
Empresa 89	0	1	0	0	2	1,00	0	0	0	32	1
Empresa 90	0	3	1	0	3	0,33	39	0	0	36	0
Empresa 91	0	7	1	0	2	7,00	28	0	0	55	0
Empresa 92	1	2	0	0	1	2,00	20	0	1	28	1
Empresa 93	0	5	0	1	1	5,00	0	0	0	58	0
Empresa 94	0	6	1	0	2	0,00	29	1	0	33	0
Empresa 95	0	5	1	0	2	5,00	38	1	0	41	0
Empresa 96	1	2	0	0	1	2,00	0	0	1	28	1
Empresa 97	0	4	0	0	1	0,16	47	0	0	21	1
Empresa 98	0	6	1	0	2	6,00	0	1	1	52	1
Empresa 99	0	6	0	0	3	4,00	47	1	0	34	0
Empresa 100	1	2	1	0	3	2,00	7	0	0	48	1
Empresa 101	1	3	1	0	1	3,00	10	1	0	32	1
Empresa 102	1	3	1	1	1	3,00	40	0	1	43	0
Empresa 103	1	2	1	1	1	2,00	0	0	0	66	1
Empresa 104	0	2	1	1	1	0,75	17	0	0	31	1
Empresa 105	0	3	0	0	2	3,00	37	0	0	41	1
Empresa 106	0	5	1	1	1	5,00	0	0	1	46	0
Empresa 107	0	2	0	0	2	2,00	0	0	0	50	1
Empresa 108	0	4	1	0	2	4,00	0	0	0	44	1
Empresa 109	0	5	0	0	1	5,00	57	1	1	49	0
Empresa 110	0	3	0	0	3	0,75	3	0	0	50	0
Empresa 111	0	4	1	0	2	4,00	25	0	0	50	1
Empresa 112	1	1	1	1	1	1,00	2	0	0	33	1
Empresa 113	1	1	0	0	1	1,00	6	0	0	29	1
Empresa 114	0	3	1	0	2	1,00	14	1	0	54	0
Empresa 115	0	2	0	0	2	2,00	24	0	0	60	0
Empresa 116	1	3	1	1	1	3,00	3	0	0	48	1

Empresa 117	0	2	1	1	1	2,00	0	0	0	45	1
Empresa 118	0	4	1	0	2	0,00	1	0	0	19	1
Empresa 119	0	3	0	0	1	3,00	41	1	1	27	0
Empresa 120	1	2	1	0	3	2,00	27	0	0	55	0
Empresa 121	0	2	0	0	2	2,00	21	0	0	60	0
Empresa 122	0	3	0	0	2	3,00	37	0	0	48	0
Empresa 123	0	3	0	0	2	3,00	27	0	0	43	1
Empresa 124	0	3	0	1	1	3,00	26	0	1	53	0
Empresa 125	0	2	1	0	2	2,00	23	1	1	39	0
Empresa 126	1	1	0	0	1	1,00	12	1	0	39	0
Empresa 127	0	2	1	1	1	2,00	32	0	1	29	1
Empresa 128	0	2	1	1	1	2,00	13	0	0	45	1
Empresa 129	0	2	0	0	1	2,00	0	0	0	31	0
Empresa 130	0	1	0	0	2	1,00	12	0	0	19	1
Empresa 131	0	2	1	0	3	1,00	27	0	0	45	0
Empresa 132	0	3	0	0	1	3,00	0	0	0	34	0
Empresa 133	0	16	0	1	1	2,00	14	0	1	45	0
Empresa 134	1	3	1	1	1	0,16	35	0	1	37	1
Empresa 135	1	2	0	1	1	2,00	0	0	0	31	0
Empresa 136	1	2	0	0	1	2,00	0	0	0	40	1
Empresa 137	0	2	0	0	1	2,00	29	0	0	41	0
Empresa 138	0	2	0	0	1	0,58	29	0	0	31	1
Empresa 139	0	2	1	1	1	0,00	28	0	0	49	1
Empresa 140	0	2	0	0	1	2,00	22	0	0	20	0
Empresa 141	0	2	0	0	2	2,00	7	0	0	31	1
Empresa 142	0	1	0	0	1	1,00	12	0	0	26	0
Empresa 143	0	2	1	0	2	2,00	9	0	0	28	0
Empresa 144	1	1	1	1	1	1,00	14	0	1	35	1
Empresa 145	1	1	1	0	1	0,75	1	0	1	49	0
Empresa 146	0	9	0	1	1	0,00	15	1	0	32	1
Empresa 147	0	1	0	1	1	0,00	0	0	0	61	0
Empresa 148	0	1	0	1	1	0,00	0	0	0	31	0

Empresa 149	0	0	0	0	1	0,33	3	0	0	23	1
Empresa 150	0	0	1	1	1	0,33	2	0	1	36	1
Empresa 151	1	0	0	0	1	0,25	2	0	0	29	1
Empresa 152	1	0	0	0	1	0,16	2	0	0	16	1
Empresa 153	0	26	1	0	1	26,00	73	0	0	57	1
Empresa 154	0	28	0	0	1	0,66	53	0	0	48	1
Empresa 155	0	28	1	0	1	19,00	148	1	0	45	0
Empresa 156	0	27	0	0	5	19,00	54	0	0	47	0
Empresa 157	0	28	0	1	1	28,00	69	0	0	51	1
Empresa 158	0	27	0	0	1	27,00	70	0	0	52	1
Empresa 159	0	26	0	0	1	26,00	50	0	0	38	1
Empresa 160	0	28	1	0	2	6,00	111	0	0	72	1
Empresa 161	0	41	1	0	2	3,00	101	1	0	56	0
Empresa 162	0	27	1	0	2	27,00	135	1	0	51	1
Empresa 163	0	27	1	0	1	27,00	354	1	1	46	1
Empresa 164	1	23	1	0	1	23,00	23	0	1	51	1
Empresa 165	0	35	0	0	2	24,00	14	0	1	68	1
Empresa 166	0	35	0	1	1	35,00	89	1	1	66	0
Empresa 167	0	26	0	1	1	25,00	95	0	0	58	1
Empresa 168	0	32	0	0	2	9,00	0	1	1	48	0
Empresa 169	1	26	0	1	1	0,00	0	0	0	63	1
Empresa 170	0	24	0	0	2	24,00	55	0	1	61	1
Empresa 171	0	25	1	1	1	25,00	127	0	1	76	1
Empresa 172	0	24	0	0	2	17,00	65	1	0	40	1
Empresa 173	0	25	0	0	1	4,00	142	1	1	56	0
Empresa 174	0	24	0	0	1	24,00	47	1	0	46	1
Empresa 175	0	22	0	0	2	22,00	98	1	1	59	0
Empresa 176	0	20	0	0	2	20,00	176	1	0	48	0
Empresa 177	0	42	0	0	1	12,00	114	0	0	46	1
Empresa 178	0	43	0	0	2	34,00	11	0	0	78	0
Empresa 179	0	20	0	0	1	20,00	109	0	1	55	1
Empresa 180	0	20	1	0	1	20,00	54	0	1	55	1

Empresa 181	1	19	1	0	1	19,00	116	0	1	44	0
Empresa 182	0	21	0	0	2	19,00	236	0	0	60	1
Empresa 183	0	23	1	0	1	6,00	76	0	1	41	0
Empresa 184	0	22	0	0	2	5,00	27	1	0	32	0
Empresa 185	0	19	0	0	2	19,00	7	0	0	42	0
Empresa 186	0	17	1	0	2	17,00	3	0	0	46	1
Empresa 187	0	16	1	0	2	16,00	139	1	0	50	1
Empresa 188	0	15	0	0	2	11,00	50	1	1	43	0
Empresa 189	0	20	1	0	1	4,00	0	1	1	38	0
Empresa 190	0	18	1	1	1	18,00	48	0	0	59	0
Empresa 191	0	19	1	0	1	19,00	142	0	0	49	0
Empresa 192	0	17	0	0	1	17,00	17	1	0	64	0
Empresa 193	0	19	0	0	1	19,00	0	1	0	43	0
Empresa 194	0	18	0	0	2	0,00	111	0	1	51	0
Empresa 195	0	19	0	0	1	19,00	142	1	1	56	0
Empresa 196	0	14	1	1	1	14,00	132	1	0	42	1