

FACULDADE CAMPO LIMPO PAULISTA – FACCAMP  
PROGRAMA DE MESTRADO EM ADMINISTRAÇÃO

CLAUDIO SILVA PALMUTI

**MENSURAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO ATRAVÉS DE ANÁLISE ESTATÍSTICA  
MULTIVARIADA**

CAMPO LIMPO PAULISTA - SP

2012

CLAUDIO SILVA PALMUTI

**MENSURAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO ATRAVÉS DE ANÁLISE ESTATÍSTICA  
MULTIVARIADA**

Dissertação de conclusão do curso de Mestrado em  
Administração da Faculdade Campo Limpo Paulista –  
FACCAMP, sob a orientação do Prof. Dr. Djair Picchiali.

Linha de pesquisa: Dinâmica das Micro e Pequenas  
Empresas

CAMPO LIMPO PAULISTA - SP

2012

## FICHA CATALOGRÁFICA

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) Câmara Brasileira do Livro, São Paulo, Brasil.**

PLAMUTI, Claudio Silva.

MENSURAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO ATRAVÉS DE ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA. Claudio Silva Palmuti; Campo Limpo Paulista: FACCAMP, 2012 (Dissertação de Mestrado).

1. Microcrédito 2. Crédito e Risco 3. *Credit Scoring* 4. Regressão Logística

CDD – 658.88

## RESUMO

O presente trabalho tem como foco principal estimar e testar um modelo econométrico, aplicando a ferramenta estatística de análise multivariada através da Regressão Logística, utilizando as variáveis consideradas mais relevantes para definição da probabilidade de risco das empresas de pequeno porte, na concessão de crédito bancário para capital de giro e financiamentos de curto prazo. Para análise dos dados foi adotado o procedimento de levantamento de dados, com a realização de pesquisa exploratória que teve como objeto de estudo a concessão de crédito pelo FAEP – Crédito Produtivo Popular, uma instituição de microcrédito atuante no Estado de Minas Gerais. A fundamentação teórica foi realizada através de pesquisa bibliográfica, com informações relacionadas ao microcrédito, ao crédito bancário e aos riscos que os bancos estão sujeitos, com destaque para o risco de crédito. Foi analisado o processo de crédito no seu aspecto qualitativo e quantitativo, examinando o chamado sistema especialista – 5C's do crédito e as principais metodologias utilizadas na avaliação do risco de crédito, constituídas de modelagem matemática com utilização de análise discriminante e técnicas de “*Credit scoring*”. Após testar e validar as hipóteses propostas, concluiu-se, que os resultados obtidos nesta pesquisa trazem indícios de que os modelos estatísticos multivariados podem ser utilizados como ferramentas complementares no gerenciamento do risco de crédito bancário. O modelo estimado no presente trabalho classificou corretamente 85,4% dos clientes analisados.

Palavras-chave: Microcrédito; Crédito; Risco; *Credit scoring*; Regressão Logística.

## **ABSTRACT**

This paper focuses primarily estimate and test an econometric model, applying the statistical tool of multivariate analysis by logistic regression using the variables considered most relevant to defining the probability of risk of small businesses in bank lending to working capital and short-term debt. For data analysis procedure was adopted for data collection, with the completion of exploratory research that had as its object of study by the granting of credit FAEP - Popular Productive Credit, a microfinance institution operating in the State of Minas Geris. The theoretical framework was done through literature review, with information related to micro-credit, bank credit and the risks that banks are subject, especially credit risk. We analyzed the process of credit in its qualitative and quantitative aspect, examining the so-called expert system - 5C `s credit and the principal methodologies used in assessing credit risk, consist of mathematical modeling using discriminant analysis techniques, and" Credit scoring ". After testing and validating the hypotheses proposed, it was concluded that the results obtained in this study brings evidence that the multivariate statistical models can be used as complementary tools in the management of bank credit risk. The model estimated in this study correctly classified 85,4% of clients analyzed.

**Keywords:** Microcredit; Credit, Risk, Credit scoring, Logistic Regression

# **TERMO DE APROVAÇÃO**

FACULDADE DE CAMPO LIMPO PAULISTA

## **MENSURAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO ATRAVÉS DE ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA (DISSERTAÇÃO)**

**CLAUDIO SILVA PALMUTI**

DATA \_\_\_\_\_

### **BANCA EXAMINADORA**

---

**Prof. Dr. Djair Picchiali**  
(Presidente/Orientador)

---

**Prof. Dr. Manuel Meirelles**  
(Faccamp)

---

**Profa. Dra. Tania Modesto Veludo de Oliveira**  
(FEI)

Dedico...

À minha adorada esposa Ana Cristina, pela compreensão nos momentos de ausência e pelo apoio e incentivo no desenvolvimento do trabalho.

À minha amada filha Ana Carolina, que mesmo tão pequenina, transmitiu-me paz e serenidade com seu olhar angelical, nos momentos de angústia e incerteza.

A meus pais, que mesmo ausentes são fontes intermináveis de inspiração.

Agradeço ...

A Deus pela vida e pelo dom do discernimento.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Djair Picchiali, pela atenção dispensada.

Aos professores Dra. Tania Modesto Veludo de Oliveira, Dr. Abraham Sicsú e Dr. Manuel Meirelles, pela orientação e conhecimentos transmitidos no desenvolver do trabalho.

Aos amigos professores do Centro Universitário do Sul de Minas – UNIS-MG, em especial ao amigo Francisco Corrêa, que muito me incentivaram nesta caminhada.

À diretoria executiva da instituição FAEP pela confiança na disponibilização de informações e apoio no desenvolvimento do trabalho.

“... o microcrédito é ajudar cada pessoa a atingir seu pleno potencial. Ele não trata de capital monetário e sim de capital humano. O microcrédito é uma simples ferramenta que libera os sonhos dos homens e ajuda até mesmo o mais pobre entre os pobres a atingir a dignidade, o respeito e um sentido para a sua vida”.

Muhammad Yunus

## **LISTA DE FIGURAS**

**Figura 01** - Modelo de neurônio – redes Neurais

**Figura 02** - Classificação de Clientes em Níveis de Risco – Resolução 2682 – Bacen

**Figura 03** – Provisão para devedores duvidosos – Resolução 2682 – Bacen

**Figura 04** – Variáveis utilizadas na pesquisa

**Figura 05** – Codificação de variáveis independentes utilizadas na pesquisa

**Figura 06** - Transformação variável Idade em variável Dummy

**Figura 07** - Transformação variável Prazo Pagamento em variável Dummy

**Figura 08** – Transformação variável Renda em variável Dummy

**Figura 09** – Transformação variável Valor Prestação em variável Dummy

**Figura 10** - Tabela de contingência para Q de Yule

## LISTA DE TABELAS

**Tabela 01** – Composição da amostra

**Tabela 02** – Valores referência para estatística IV de Kullback

**Tabela 03** – Valor considerado como evento para método Forward

**Tabelas 04** – **Variáveis de risco selecionadas** pelo método Forward

**Tabela 05** – Distribuição de frequência dos escores re-escalados

**Tabela 06** – Matriz de classificação pelo modelo estimado

**Tabela 07** – Significância conjunta das variáveis incluídas no modelo

**Tabela 08** – Resultados teste Wald

**Tabela 09** – Avaliação de ajuste do modelo

**Tabela 10** – Resultado do teste de Hosmer e Lemershow

**Tabela 11** – Distribuição acumulada dos escores re-escalados para teste KS

**Tabela 12** – Valores referência para teste KS

**Tabela 13** – Estatística descritiva dos escores dos grupos 0 e 1

**Tabela 14** – Teste KS para normalidade da distribuição dos escores de cada grupo

**Tabela 15** – Resultado do teste da hipótese  $H_a$

**Tabela 16** – Resultado do teste da hipótese  $H_b$

**Tabela 17** – Resultado do teste da hipótese  $H_c$

**Tabela 18** – Resultado do teste da hipótese  $H_d$

**Tabela 19** – Resultado do teste da hipótese  $H_e$

## LISTA DE EQUAÇÕES

**Equação 01** – Função Discriminante Linear

**Equação 02** – Regressão Logística - Parâmetros

**Equação 03** – Regressão Linear – escore

**Equação 04** – Cálculo Estatística IV de Kullback

**Equação 05** – Re-escalamento escores

**Equação 06** - Equação de Sturges

**Equação 07** – Teste Wald para significância das variáveis de risco

**Equação 08** – Teste K-S para normalidade

**Equação 09** – Cálculo Estatística Qui-Quadrado

## SUMÁRIO

<b>1.</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>15</b>
<b>2.</b>	<b>DEFINIÇÃO DO TEMA E PROBLEMA</b> .....	<b>17</b>
<b>3.</b>	<b>OBJETIVO GERAL</b> .....	<b>22</b>
<b>3.1.</b>	<b>OBJETIVOS ESPECÍFICOS</b> .....	<b>22</b>
<b>3.2.</b>	<b>HIPÓTESES</b> .....	<b>23</b>
<b>4.</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA</b> .....	<b>24</b>
<b>4.1.</b>	<b>O MICROCRÉDITO</b> .....	<b>24</b>
4.1.1.	A experiência do Grameen Bank .....	26
4.1.2.	A Questão Conceitual: Microfinanças e Microcrédito .....	28
<b>4.2.</b>	<b>INTERMEDIÇÃO FINANCEIRA</b> .....	<b>32</b>
<b>4.3.</b>	<b>SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL</b> .....	<b>34</b>
4.3.1.	Conselho Monetário Nacional (CMN) .....	34
4.3.2.	Banco Central do Brasil (BC ou Bacen) .....	34
4.3.3.	Comissão de Valores Mobiliários (CVM) .....	34
<b>4.4.</b>	<b>CRÉDITO E RISCO</b> .....	<b>35</b>
<b>4.5.</b>	<b>ANÁLISE DE CRÉDITO</b> .....	<b>36</b>
<b>4.6.</b>	<b>MODELAGEM DE CRÉDITO</b> .....	<b>38</b>
4.6.1.	Credit scoring .....	38
4.6.2.	Análise Discriminante .....	40
4.6.3.	Regressão Logística.....	44
4.6.4.	Redes Neurais .....	46
4.6.5.	Simulação de Monte Carlo .....	48
4.6.6.	Classificação de Risco .....	50
<b>4.7.</b>	<b>A INSTITUIÇÃO – FAEP</b> .....	<b>53</b>
<b>5.</b>	<b>MÉTODOS</b> .....	<b>56</b>
<b>5.1.</b>	<b>SUJEITOS</b> .....	<b>56</b>
<b>5.2.</b>	<b>COLETA DE DADOS</b> .....	<b>57</b>
<b>5.3.</b>	<b>PROCEDIMENTOS</b> .....	<b>61</b>
<b>5.4.</b>	<b>TÉCNICAS UTILIZADAS NA ANÁLISE DOS DADOS</b> .....	<b>62</b>
5.4.1.	Análise do poder preditivo das variáveis de risco .....	62
5.4.1.1.	- Análise Visual – Tabelas de Contingência .....	62
5.4.1.2.	- Análise Estatística – IV de Kullback .....	63
5.4.2.	Obtenção da Fórmula de Escoragem .....	64

5.4.3. Re-Escalonamento dos Escores.....	66
<b>5.5. INDICADORES DO PODER DISCRIMINADOR.....</b>	<b>68</b>
5.5.1. Significância conjunta das variáveis incluídas no modelo .....	69
5.5.2. Significância de cada variável incluída no modelo.....	70
5.5.3. Avaliação do nível de ajuste do modelo estimado.....	71
<b>6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>74</b>
<b>6.1. TESTE DAS HIPÓTESES .....</b>	<b>76</b>
6.1.1. Teste da Hipótese $H_a$ .....	76
6.1.2. Teste da Hipótese $H_b$ .....	77
6.1.3. Teste da Hipótese $H_c$ .....	79
6.1.4. Teste da Hipótese $H_d$ .....	80
6.1.5. Teste da Hipótese $H_e$ .....	81
<b>7. CONCLUSÃO.....</b>	<b>83</b>
<b>8. REFERÊNCIAS.....</b>	<b>85</b>

## 1. INTRODUÇÃO

As instituições financeiras desempenham uma importante função na economia regional e nacional ao proverem crédito para os agentes econômicos que necessitam de recursos financeiros. Os bancos comerciais se destacam neste sentido ao conceder empréstimos e financiamentos destinados ao consumo e à produção. Esta combinação estimula o crescimento da economia desencadeando efeitos positivos para a população e o governo.

As micro e pequenas empresas – MPE's - neste trabalho classificadas conforme SEBRAE, são aquelas com faturamento anual de R\$ 360.000,00 (Microempresa) e R\$ 3.600.000,00 (Empresa de Pequeno Porte) e que tem crescido em consequência da expansão da economia e descentralização das grandes empresas, vêm se destacando junto aos bancos como demandadoras de crédito. Por serem menores e mais sensíveis às variações na economia estas empresas encontram dificuldades na obtenção de crédito no sistema financeiro tradicional.

Para atender as necessidades de capital deste segmento de empresas, os bancos precisam desenvolver métodos específicos de análise do risco de crédito apropriados às suas características. É necessário identificar as variáveis de risco mais relevantes para classificar as MPE's quanto ao grau de risco que oferecem como tomadoras de empréstimos de acordo com o setor de atuação e região em que se encontram e formular modelos que, através das variáveis de risco, possibilitem discriminar, com antecedência, empresas com perfil de boas pagadoras de empresas com perfil de más pagadoras.

Dados do Banco Central mostram que a inadimplência aumentou 33,33% do início de 2011 para o início de 2012, ao mesmo tempo em que o endividamento chegou a 43% da renda.

Nesse sentido, a falta de informações confiáveis e mecanismos para mitigação do risco de calote no crédito, são fundamentais para a manutenção da intermediação financeira e para uma possível redução nos custos do crédito (SADDI, 2012).

Em relação à probabilidade de calote bancário, Gitman (2002) afirma que a principal causa da inadimplência está na má administração e análise do crédito.

A utilização de técnicas estatísticas de análise multivariada pode complementar o processo de análise do risco de crédito nas concessões de empréstimos às micro e pequenas empresas. Neste trabalho será desenvolvida uma pesquisa quantitativa, de concepção pós-positivista, utilizando a estratégia de levantamento de dados juntamente com o método de análise, tratamento e interpretação estatística, com o objetivo de classificar os solicitantes de crédito, em uma instituição de microcrédito, quanto ao seu grau de risco.

Os métodos de análise do risco de crédito devem ser aperfeiçoados, pois a saúde financeira dos bancos depende, em grande escala, do êxito nas operações de crédito realizadas. O recebimento, por parte do banco, do capital emprestado acrescido dos juros, permite-lhe pagar suas despesas e realizar seus objetivos dando continuidade à função de provedor de crédito que constitui suporte essencial para o investimento em produção.

## 2. DEFINIÇÃO DO TEMA E PROBLEMA

O nível da atividade econômica em um país é determinante para o seu crescimento e geração de melhores condições de vida para sua população. Toda a produção dos diferentes setores da economia gera o produto nacional através do qual os agentes econômicos são remunerados. Estes agentes, famílias, empresas e governo convertem sua renda em dispêndios para satisfazer suas necessidades de consumo de bens, serviços e investimentos sob a forma de demanda agregada pelo produto nacional, caracterizando um ciclo econômico em que a oferta agregada do produto nacional cria uma demanda agregada pelos bens e serviços deste produto (LEITE, 2000).

Um desequilíbrio entre a oferta e a demanda agregada em que a procura se torna maior que o volume ofertado gera a necessidade do aumento da atividade produtiva para restabelecer o equilíbrio.

O aumento da produção requer fatores como insumos e mão-de-obra que exigem capital para sua aquisição e remuneração. Neste cenário, os agentes econômicos precisam de capital para iniciar ou ampliar sua capacidade produtiva e aproveitar a oportunidade de crescimento.

No entanto, é comum a ausência total ou parcial de capital por parte dos agentes da economia em curto intervalo de tempo, o que cria a necessidade de obtenção de crédito para financiamento imediato das atividades produtivas com prazo para pagamento.

Neste contexto, o crédito aparece como instrumento essencial para o desenvolvimento da economia por financiar seus agentes em suas diferentes necessidades: o governo demanda crédito para investimento público em infraestrutura e prestação de serviços; as famílias precisam de crédito para satisfazer suas necessidades de consumo de bens duráveis e não duráveis; as empresas necessitam de crédito para financiar suas atividades operacionais e investir em estrutura. Desta forma, a disponibilidade de crédito

pode alavancar o produto nacional no sentido de atender as demandas e gerar renda para as famílias, lucro para as empresas e receitas tributárias para o governo (BRUNI, 2005).

As empresas destacam-se enquanto tomadoras de recursos financeiros para financiar seus ativos correntes e também seus investimentos permanentes, dispondo para isso basicamente de duas fontes: capital próprio ou empréstimos junto a terceiros.

As grandes empresas com maior faturamento e estabilidade financeira conseguem capitalizar-se com facilidade através de acionistas, cotistas e bancos, pois representam menor risco e maior retorno para os aplicadores.

Empresas menores, por serem mais sensíveis às variações econômicas e mais instáveis, encontram dificuldades para obter crédito junto aos bancos que as veem como maior risco com poucas garantias reais para oferecer (SILVA, 2003).

O crescimento das pequenas empresas no Brasil e de sua maior participação no produto nacional vem despertando nos bancos maior interesse por este segmento de empresas que lhes oferece uma importante alternativa de diversificação em seus investimentos sob a forma de concessão de empréstimos.

Os bancos, ao se adaptarem às necessidades das pequenas empresas quanto à concessão de financiamentos, devem também desenvolver mecanismos de proteção contra o risco de não recebimento dos recursos cedidos, para resguardar os investimentos de seus clientes e seu patrimônio líquido, pois créditos cedidos e não restituídos, em grande escala, levariam as instituições financeiras e o próprio sistema financeiro a um colapso.

Em contrapartida, uma boa gestão dos riscos de crédito na cessão de empréstimos pode assegurar a saúde das instituições financeiras e o uso eficiente do capital, promovendo o desenvolvimento econômico e social do país.

Diante desta realidade, os governos Federal, Estadual e Municipal têm se empenhado em destinar recursos financeiros para promover crédito em pequena escala aos

agentes econômicos, sejam eles pessoas físicas ou jurídicas, como forma alternativa de alavancar o crescimento do país.

Com o apoio do Governo Federal e dos Bancos de Investimentos e Desenvolvimentos, foram criadas, em várias regiões do país, instituições de microcrédito para prover crédito àqueles que não têm acesso às linhas tradicionais de financiamentos oferecidas pelos bancos comerciais. O propósito é reduzir a burocracia e exigências que impossibilitam a obtenção de recursos por parte destas pessoas que, em decorrência de tal dificuldade, terminam por fechar seus negócios ou desistirem de empreender seu próprio negócio resultando em menor renda para as famílias e redução dos postos de trabalho.

Microcrédito pode ser entendido como empréstimos de baixos valores (R\$ 100,00 a R\$ 10.000,00), concedido a desempregados, empreendedores informais e pequenos empresários, com dificuldades de acesso ao sistema financeiro tradicional (SEBRAE, 2010).

Visto que essas instituições de microcrédito operam com um volume de recursos menor, voltando-se para o varejo, torna-se imprescindível que elas sejam eficientemente gerenciadas para que possam sobreviver e, desta forma, crescer dando continuidade a uma atividade que é considerada vital para as micro e pequenas empresas que consiste no suporte financeiro.

Schrikel (2000, P.53), descreve a relevância do crédito para as MPE's:

Como a extensão e permanência das necessidades financeiras das empresas se expandiram sobremaneira, em face do próprio acirramento da concorrência e da economia em geral (notadamente no segmento das pequenas e médias empresas), fica cada vez menos palpável, em termos de regra, que negócios sejam financiados exclusivamente com recursos próprios ... No caso das empresas, é fundamental um acompanhamento atento da concorrência, a fim de viabilizar, no devido momento, a modernização de procedimentos administrativos e das instalações, equipamentos industriais, qualidade dos produtos ... Isto será tão mais possível quanto mais disponível forem as linhas de crédito dos bancos para as empresas em análise.

Neste contexto, governo e instituições financeiras precisam elaborar e implementar políticas de crédito que viabilizem a participação mais dinâmica das MPE's no sistema financeiro.

Uma boa política de crédito deve procurar atender e conciliar os interesses econômicos da instituição que oferta o crédito, cujo principal ativo está voltado para os empréstimos concedidos, com as necessidades dos tomadores de crédito.

O crédito se encontra no cerne da atividade bancária de intermediação financeira e, como toda operação de crédito demanda tempo para a recuperação do principal mais juros especificados nos contratos, e com isso, há risco para o credor de que tal resgate dos ativos emprestados não se realize em parte ou totalmente.

Diante da necessidade de uma gestão eficiente que possibilite a conciliação entre crescimento e autosuficiência é que se propões a implantação de práticas voltadas à mensuração dos riscos envolvidos nas operações de concessão de crédito às micro e pequenas para analisar a situação financeira destas empresas e obter dados que irão complementar o processo de análise e decisão de crédito no que diz respeito à concessão, limite, prazos, taxas e garantias dos empréstimos a serem deferidos.

Desenvolver métodos mais eficazes e dinâmicos de análise de concessão de crédito e gestão do risco inerente como instrumento complementar da decisão de crédito no que tange à precificação dos empréstimos e adequada racionalização do volume de recursos a ser concedido, é uma tarefa que os bancos públicos e privados precisam aprimorar constantemente (SAUNDERS,2000).

Tendo em vista a necessidade de crédito apresentada pelas MPE's para financiar suas atividades operacionais de curto prazo, e de investimento a médio e longo prazo, de maneira que possam permanecer no mercado de forma competitiva, gerando postos de trabalho e renda para as comunidades, e a função dos bancos em fomentar o

desenvolvimento destas empresas através da concessão de crédito de qualidade que também propicie a estas instituições fornecedoras de crédito a realização de seus objetivos, propõe-se aqui à seguinte questão: em uma instituição de microcrédito, pode-se melhorar a qualidade das decisões de concessão de crédito às MPE's por meio da utilização das ferramentas estatísticas de análise multivariada?

Na literatura específica, são encontrados métodos de análise do risco de crédito para grandes empresas com exclusão das MPE's sob alegação de que estas empresas não fornecem dados contábeis e financeiros confiáveis para se processar uma análise de risco como é feito para as grandes empresas (BUENO, 2003).

Contudo, propor técnicas para identificar e ponderar adequadamente as variáveis relevantes que determinam o risco na concessão de crédito bancário destinado às micro empresas pode contribuir para o desenvolvimento futuro de modelos próprios, que possibilitem a avaliação do risco de crédito voltado a este segmento.

### **3. OBJETIVO GERAL**

Propor um modelo para mensurar estatisticamente a probabilidade do risco de crédito presente nas operações de concessão de empréstimos às MPE's realizadas por uma instituição de microcrédito.

#### **3.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Apresentar os principais métodos e técnicas existentes destinados à mensuração do risco de crédito.

- Identificar as variáveis mais relevantes na identificação do risco na concessão de crédito às MPE's, aos quais as instituições de microcrédito estão sujeitas.

- Verificar a metodologia utilizada atualmente na análise, avaliação e decisão de concessão de crédito às micro e pequenas empresas e testar estatisticamente a eficiência de um modelo quantitativo de classificação do risco de crédito em uma instituição de microcrédito.

### 3.2. HIPÓTESES

São também objetivos deste trabalho testar as seguintes hipóteses:

Ha: não há poder de classificação considerado relevante pelas variáveis consideradas de risco;

Hb: não há diferença significativa entre as porcentagens observadas e esperadas para cada variável considerada de risco, nos grupos 0 (clientes inadimplentes há mais de 30 dias) e 1 (clientes adimplentes);

Hc: não há poder de classificação considerado relevante através do modelo proposto;

Hd: não há diferença significativa entre as classificações observadas e esperadas na pesquisa;

He: não há diferença significativa entre as frequências acumuladas observadas e as frequências acumuladas esperadas, apresentando normalidade de distribuição;

## **4. REVISÃO DA LITERATURA**

### **4.1. O MICROCRÉDITO**

Segundo Pochmann (2010), em 2009 o Brasil registrou a presença de 94,1 milhões de habitantes ocupados. Desse universo, 65,8% estavam submetidos ao emprego assalariado, sendo 66% com carteira assinada e 34% sem contrato de trabalho formal. No segmento de pequenos negócios (de 1 até 10 postos de trabalhos), as ocupações se dividiam em 48,7% de trabalhadores por conta própria, 43% de empregados assalariados e 8,3% de empregadores.

A se manter a mesma taxa de expansão média anual da ocupação, ainda segundo Pochmann (2010), em empreendimentos privados não agrícolas com até dez trabalhadores, verificada entre 1980 e 2009, o Brasil deverá registrar, em 2020, 48% do total dos postos de trabalho pertencentes aos pequenos negócios. Cabe destacar, contudo, que o forte ritmo na geração de novos postos de trabalho nos pequenos negócios, não ocorreu da mesma forma na proteção social e trabalhista.

Mas para cada grupo de dez postos de trabalho abertos pelos pequenos negócios, somente quatro foram protegidos pela legislação trabalhista. A presença de ocupações precárias e de baixa remuneração continua a ser um dos problemas estruturais que atingem os pequenos negócios no Brasil, uma vez que, mantendo-se a mesma taxa média anual de crescimento no setor (0,97%), o Brasil poderá ter, em 2020, 63,1% do total das vagas sem proteção social e trabalhista.

Para Pochmann:

O país precisa rever o papel do conjunto das políticas públicas voltadas aos pequenos empreendimentos. A reordenação das políticas macroeconômicas e sociais capazes de atender a plenitude das especificidades dos pequenos negócios constitui desafio inadiável quanto à escala e ações coordenadas no campo tributário, creditício,

comercial, tecnológico, previdenciário, educacional e de formação, e legal. (POCHMANN, 2010: A11)

Os números apresentados são eloquentes. Somente com políticas públicas coordenadas e integradas nos níveis federal, estadual e municipal, com o apoio decisivo ao desenvolvimento e formalização dos pequenos negócios, poderemos superar esta situação. O que pressupõe recursos para o desenvolvimento tecnológico, crédito e assistência técnica. “Não cabe apenas a legislação de cobertura dos assalariados, mas cada vez mais o desenho de um código de proteção aos trabalhos não-assalariados, capaz de atender as novas especificidades do mercado de trabalho brasileiro” (POCHMANN, 2009: A9).

Frente à grande heterogeneidade das ocupações no país torna-se inegável a necessidade de diversificação do sistema de proteção social e trabalhista. Dentro dessa diversidade de ocupações não assalariada, ganha importância a implementação da nova legislação que trata do micro empreendedor individual - MEI.

Segundo o Ministério do Desenvolvimento, Indústria e Comércio Exterior, a partir do pagamento mensal de R\$ 31,10 ao Instituto Nacional do Seguro Social, acrescido de impostos indiretos como ICMS estadual (R\$ 1,00) e ISS municipal (R\$ 5,00), o trabalhador por conta própria com renda de até R\$ 60 mil ao ano poderá ser beneficiado pela regulamentação do micro empreendedor individual. Ou seja, a possibilidade concreta de formalização do negócio próprio, o acesso bancário e a produtos e serviços de créditos, além dos benefícios previdenciários, como a pensão por morte, o salário maternidade e a aposentadoria.

Trata-se, resumidamente, de um grande esforço da política pública de procurar ampliar a cobertura social e trabalhista para quase um quinto das ocupações do país. Mas esse esforço deve ser compartilhado pelo conjunto da sociedade brasileira e, principalmente, ser encampado pelo poderes públicos locais, com o desenvolvimento de

ações integradas que promovam o desenvolvimento local, a geração de emprego e renda e a inclusão social e trabalhista.

O processo de inclusão social, para Coutinho et. al. (2009) pode ser definido, pela redução dos níveis de pobreza. Além da redução da pobreza, assume-se que o acesso à educação e a bens públicos, além da ampliação da participação política e do direito ao trabalho, são fundamentais para que a inclusão social se dissemine. Outro fator é de suma importância: a inclusão financeira.

#### **4.1.1. A experiência do Grameen Bank**

O microcrédito nasceu da experiência prática do professor Muhammad Yunus, quando ele era professor da Universidade de Chittagong, em Bangladesh. Nos primeiros anos da década de 1970, percebeu que o que ensinava a seus alunos era muito distante da realidade das pessoas que viviam em uma favela ao lado da universidade (SEBRAE, 2010).

A partir desta constatação, decidiu que algo deveria e poderia ser feito. Sem nenhuma pretensão, a não ser a de resolver um problema localizado, formou uma equipe e começou a estudar a dinâmica de economia daquele local, buscando identificar junto ao público alvo: a) como faziam para ganhar dinheiro; b) do que viviam; c) quanto ganhavam; enfim, tudo para aprender como poderia atender a população daquela comunidade.

Constatou, a partir de suas observações, que se aquelas pessoas não tivessem acesso a uma fonte de financiamento, nunca sairiam da condição de miséria em que viviam, pois estariam permanentemente dependentes daqueles que davam a eles as migalhas, suficientes apenas para sobreviverem.

Yunus, então, descobriu que os pobres que ali moravam (e eram extremamente pobres) eram dignos de crédito, que não precisavam de pessoas que fossem assistencialistas, pois isso reforçava a relação de dependência. E que era possível resgatar o significado do crédito e emprestar dinheiro baseado em critérios bastante diferentes dos utilizados pelos bancos tradicionais.

Em seus estudos verificou que para fazer com que 27 famílias daquela comunidade tivessem a possibilidade de comprar sua própria matéria-prima para trabalhar – escapando da dependência exploratória de um fornecedor – eram precisos 42 dólares.

Surpreso, iniciou um processo revolucionário no mundo: “Esse foi o início. Peguei o dinheiro do banco e o dei às pessoas do povoado. O gerente do banco disse que essa era a última vez que eu veria o dinheiro porque ele não voltaria. Felizmente, cada centavo voltou e isso mudou tudo” (YUNUS, 2001, p. 22). Surge, assim, o Grameen Bank.

Nós nos tornamos um banco em 1983 e isso marcou o início da nossa nova vida. Estávamos tão felizes porque agora poderíamos decidir como queríamos fazer as coisas. E decidíamos as coisas da nossa maneira. Nós nos expandimos cada vez mais e hoje trabalhamos em 40 mil povoados de Bangladesh, em comparação com o povoado de 1976. Concedemos empréstimos a 2,4 milhões de pessoas, 95% das quais mulheres. Quando elas se juntam ao Grameen Bank, são pessoas muito, muito pobres. Em geral, solicitam um empréstimo inicial de cerca de 30, 35 dólares. E esse dinheiro é tanto para elas que, literalmente, quando colocamos o dinheiro nas mãos de uma mulher que acabou de se juntar ao Grameen Bank, ela treme, e não consegue acreditar que uma quantia tão grande de dinheiro foi colocada em suas mãos. (Yunus, 2001: 23)

Segundo Silva (2012), a experiência do Grameen foi replicada em vários de países, a exemplo de Indonésia (1984), Bolívia (1986), Colômbia (1988), Chile (1991), Peru (1979) e Brasil (1987), respeitando as condições sociais, culturais e econômicas de cada um. Porém, os princípios, o “modelo de negócio” nos quais Yunus se baseou, continuam presentes em todos eles.

#### 4.1.2. A Questão Conceitual: Microfinanças e Microcrédito

Pesquisa realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) em parceria com o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) publicada em 2005, indica demanda no setor de microfinanças de mais de 10 milhões de empreendedores urbanos informais, considerados "unidades econômicas pertencentes a trabalhadores por conta própria e a empreendedores com até cinco empregados". Parte significativa desses empreendimentos (superior a 2/3) é constituída de micros e pequenos negócios informais, produto da capacidade empreendedora brasileira e da busca da sustentabilidade econômica das pessoas e das comunidades.

Negócio informal, segundo Neri (2000) é aquele composto por empreendedores autônomos e empregadores com menos de cinco empregados, nas áreas urbanas.

A mesma pesquisa aponta dados de que 94% dos empreendimentos na época, não utilizaram, nos três meses anteriores à pesquisa, crédito para o desenvolvimento de suas atividades empresariais. Assim, observa-se que o mercado de crédito para os micros e pequenos empreendimentos é ainda muito pouco explorado se considerada a premissa de que o crédito é mola propulsora do desenvolvimento empresarial.

Segundo o SEBRAE (2010), o potencial deste mercado é também reforçado pelo baixo nível de endividamento de pequenos negócios, conforme demonstrou a mesma pesquisa ("Economia Informal Urbana" - Ecinf 2003). Em 2003, assim como em 1997, 83% dos pequenos negócios pesquisados não registravam dívidas representativas aos seus negócios. Tal comportamento tornou-se característica do segmento, visto que tradicionalmente o acesso a financiamentos sempre foi inexpressivo, se comprado às necessidades dos pequenos negócios.

Neste universo, diversas têm sido as tentativas de padronizar o uso dos conceitos de microcrédito e microfinanças no Brasil, utilizados muitas vezes como sinônimos, oferecendo aqui e ali sutis diferenças.

Se as microfinanças estão entre um conjunto de medidas necessárias à inclusão social, incorporando aos circuitos de renda, emprego, educação e cidadania a uma parcela significativa da população com o objetivo de reduzir os níveis de pobreza, a exclusão financeira ainda é a condição para a maioria dos 70 milhões de brasileiros que dela dependem.

As instituições de microfinanças fornecem serviços financeiros – crédito para capital de giro e investimento, antecipação de recebíveis (cheques pré-datados e duplicatas), cartão de crédito - a clientes que possuem dificuldade de acesso ao sistema financeiro tradicional. Já o microcrédito é um subconjunto das microfinanças, podendo ser definido como o crédito oferecido para essa população. Logo, ao se falar em microfinanças, faz-se referência a serviços financeiros mais amplos que o microcrédito, o qual constitui uma modalidade das microfinanças.

O microcrédito volta-se para o financiamento de atividades produtivas da população de baixíssima renda e as microfinanças apresentam-se como uma evolução na percepção de que é possível, além de emprestar dinheiro, fornecer serviços financeiros aos pobres, tais como a captação de poupança, idéia defendida, entre outros, por Yunus (2001).

Yunus (2005) defende abertamente a idéia de que o microcrédito é um programa de mudança social, dando instrumentos que possibilitem aos mais pobres exercerem suas habilidades e sua capacidade de produzir. Para ele, o microcrédito representa um segmento do setor financeiro voltado para um público cujas necessidades não são propriamente atendidas pelas instituições tradicionais.

Serviços financeiros em pequena escala principalmente crédito e poupança – proporcionados àqueles que se dedicam à agricultura, à

pesca, àqueles que gerenciam pequenas empresas ou microempresas que produzem, reciclam, reparam ou vendem bens; pessoas que trabalham por um salário ou comissão; pessoas que obtêm receita alugando pequenas áreas de terra, veículos, animais de trabalho ou máquinas e ferramentas a outros indivíduos ou grupos em nível local, seja urbano ou rural (ROBINSON, 2001 apud SILVA e GÓIS, 2007, P. 12).

Logo, o termo microfinanças refere-se à prestação de serviços financeiros adequados e sustentáveis para a população de baixa renda, que segundo IBGE é aquela com poder de compra entre 2 a 4 salários mínimos, tradicionalmente excluída do sistema financeiro tradicional, com utilização de produtos, processos e gestão diferenciados. Abrange, portanto, a provisão de serviços financeiros, lidando com depósitos e empréstimos de pequena monta, independentemente da possível destinação do crédito tomado.

O microcrédito encaixa-se, pois, no campo das microfinanças e envolve o fornecimento de crédito a clientes não atendidos pelo setor bancário tradicional, abrangendo, no entanto, apenas os empréstimos. O microcrédito democratiza o acesso ao crédito, fundamental para a vida moderna, do qual grande parte dos brasileiros está excluída. A disponibilidade de crédito para empreendedores de baixa renda, capazes de transformá-lo em riquezas para eles próprios e para o país, faz do microcrédito parte importante das políticas de desenvolvimento.

Algumas pessoas nos dizem: “Bem, vocês fazem boas alegações, vocês dizem que o microcrédito pode eliminar a pobreza.” Eu respondo que nunca afirmei que o microcrédito eliminará a pobreza. O que digo é que continuem a fazer tudo que estão fazendo para eliminar a pobreza, mas não se esqueçam do microcrédito. Se você inclui o microcrédito, o restante se torna mais eficaz. Porque, juntamente com o microcrédito você traz criatividade e responsabilidade. (YUNUS. 2001: 33)

Devido aos riscos, à precariedade das informações contábeis dos pequenos negócios e aos pequenos volumes financeiros das operações, uma operação de microcrédito, não é viável através da metodologia de crédito bancário tradicional.

Segundo estudiosos do microcrédito, pode-se definir como premissas básicas do microcrédito (BARA, 2008):

- a) ação não assistencialista e não paternalista;
- b) prestação de serviços ágeis e desburocratizados;
- c) caráter comunitário, através da atuação no interior das comunidades, atendendo necessidades e valores inerentes a estas;
- d) adoção de sistema de garantias mais próximas das condições socioeconômicas dos pequenos empreendedores, cuja ausência de bens para oferecer como garantia real, muitas vezes é compensada pelo capital social da comunidade (relações de confiança, reciprocidade e participação). Assim, as garantias podem ser oferecidas individualmente, com o tomador indicando um avalista/fiador e coletivamente, por meio de aval solidário, que consiste na formação de grupos, geralmente de 3 a 5 pessoas, em que cada um é ao mesmo tempo tomador de crédito e avalista dos demais;
- e) concessão assistida do crédito, em que os agentes de crédito vão até o local onde o candidato ao crédito exerce sua atividade produtiva, para avaliar as necessidades e as condições de seu empreendimento, bem como as possibilidades de pagamento. Após a liberação do crédito, o agente de crédito passa a acompanhar a evolução do negócio;
- f) crédito adequado ao ciclo de negócios;
- g) baixo custo de transação (proximidade do cliente; mínimo de burocracia; agilidade na entrega do crédito) e elevado custo operacional (uso de tecnologia microfinanceira adequada, com ferramentas gerenciais e organizacionais atualizadas, e

com sistemas integrados de informações financeiras e contábeis), que levam à sua eficiência e produtividade;

h) ação econômica com forte impacto social;

i) atendimento de qualidade e adequado às necessidades do público alvo;

j) quadro de pessoal qualificado, motivado e identificado com a filosofia da instituição.

Em síntese, a atividade do microcrédito é definida como aquela, que no contexto das microfinanças, “se dedica a prestar esses serviços exclusivamente a pessoas físicas e jurídicas empreendedoras, de pequeno porte, diferenciando-se dos demais tipos de atividade microfinanceira também pela metodologia utilizada” (SOARES e SOBRINHO, 2008).

Portanto, o microcrédito é entendido como principal atividade do setor de microfinanças pela importância para as políticas públicas de superação da pobreza, pela geração de trabalho e renda e pelo desenvolvimento econômico local que proporciona ao seu entorno.

#### **4.2. INTERMEDIÇÃO FINANCEIRA**

A intermediação financeira consiste basicamente no fato de um banco receber depósitos de vários clientes e utilizar os recursos destes depósitos para efetuar empréstimos para outros clientes (SILVA, 2003).

Os bancos comerciais atuam como agentes de intermediação financeira no mercado captando recursos junto aos investidores, pessoas físicas, empresas e governo que possuem fundos excedentes, canalizando-os àqueles que necessitam de recursos para financiar suas atividades, pessoas físicas, empresas e governo (GITMAN, 2002).

Silva (2003) explica que a intermediação financeira requer algumas condições básicas como a existência de moeda, bases institucionais para o funcionamento da intermediação e a existência de agentes econômicos deficitários e superavitários.

Através desta intermediação, os bancos recebem depósitos à vista relativos a contas de movimentação, poupança, fundos e valores negociáveis de longo prazo tanto de empresas e pessoas físicas, quanto do governo constituindo, assim, seu passivo, e alocando estes recursos sob a forma de empréstimos e financiamentos às empresas (comercial, industrial e serviços), pessoas físicas (crédito pessoal, imobiliário) e governo (títulos da dívida pública).

Desta forma, os bancos devem administrar os riscos inerentes às operações e à rentabilidade prevista visando cobrir seus custos operacionais, administrativos e tributários e gerar lucro para os acionistas obtendo spread bancário (SAUNDERS, 2000).

A intermediação financeira aproxima os agentes econômicos deficitários, demandadores de fundos dos agentes superavitários da economia ofertadores de fundos proporcionando desenvolvimento econômico à medida que estes agentes possam interagir de modo a satisfazer suas necessidades (SILVA, 2003).

Os agentes econômicos, deficitários ou superavitários, são pessoas, famílias, empresas e o próprio governo que utilizam dos intermediadores financeiros os quais são as instituições bancárias e não bancárias para transacionar fundos.

Estas transações ocorrem dentro de uma estrutura organizada denominada Sistema Financeiro Nacional.

### **4.3.SISTEMA FINANCEIRO NACIONAL**

O Sistema Financeiro Nacional consiste em um conjunto de instrumentos e instituições que funcionam como meio para a realização da intermediação financeira entre ofertadores e demandadores de fundos (DUARTE JR, VARGA, 2003).

Silva (2003) demonstra a divisão do Sistema Financeiro Nacional em órgãos normativos e executivos, chamados autoridades monetárias, que seguem discriminados.

#### **4.3.1. Conselho Monetário Nacional (CMN)**

Como órgão normativo, por excelência, não lhe cabe funções executivas, sendo o responsável pela fixação das diretrizes da política monetária creditícia e cambial do País. Pelo envolvimento destas políticas no cenário econômico nacional, o CMN acaba transformando-se num conselho de política econômica.

#### **4.3.2. Banco Central do Brasil (BC ou Bacen)**

O BC é a entidade criada para atuar como órgão executivo central do sistema financeiro, cabendo-lhe a responsabilidade de cumprir e fazer cumprir as disposições que regulam o funcionamento do sistema e as normas expedidas pelo CMN .

#### **4.3.3. Comissão de Valores Mobiliários (CVM)**

É o mais recente órgão normativo do sistema financeiro, especificamente voltado para o desenvolvimento, a disciplina e a fiscalização do mercado de valores mobiliários não emitidos pelo sistema financeiro e pelo Tesouro Nacional, basicamente o mercado de ações e debêntures.

É uma entidade auxiliar, autárquica autônoma e descentralizada, mas vinculada ao Governo.

#### 4.4. CRÉDITO E RISCO

As questões norteadoras dos estudos em finanças, usualmente, contemplam o binômio risco e retorno.

Para Schrickel (2000), crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, decorrido o tempo estipulado.

Blatt (1999) enfatiza que a palavra crédito tem sua origem no vocábulo latino “credere”, que significa: crer, confiar, acreditar, ou ainda, do substantivo “creditum”, o qual significa, literalmente confiança.

Diante do exposto, crédito corresponde à confiança que o credor deposita no devedor de que este efetuará o pagamento combinado pelo uso ou aquisição de seu bem.

Em um sentido restrito, crédito corresponde a entregar determinado valor mediante a promessa de pagamento futuro (SILVA, 2003).

Nas operações de crédito de uma instituição financeira, o risco é inerente e impossível de ser eliminado (DUARTE & VARGA, 2003). No entanto, o risco pode ser administrado desde que mecanismos de identificação, mensuração e classificação para este fim sejam desenvolvidos.

O risco deve ser entendido como uma medida da probabilidade de perda financeira. Existe sempre, mas nem sempre é medido (GITMAN, 2002).

Essas definições procuram caracterizar o sacrifício de alguém em não consumir no presente para que outros o façam. Os recursos disponibilizados em operações de crédito é sempre uma forma de empréstimo e terá um custo na forma de juros.

Em sua essência o crédito, ou mais propriamente a operação de crédito, é uma operação de empréstimo que sempre pode ser considerada dinheiro, ou caso comercial equivalente a dinheiro, sobre o qual incide uma remuneração que denomina-se juros.

#### 4.5. ANÁLISE DE CRÉDITO

A análise de crédito tem por objetivo levantar informações confiáveis e precisas relativas ao solicitante de crédito de reputação ou caráter, capacidade de pagamento, ou seja, garantias que possam assegurar possíveis perdas com o propósito de identificar as variáveis de risco inerentes ao negócio de maneira a estruturar a operação de crédito com limites de capital, prazos e taxas compatíveis conciliando os interesses de maximização de resultados dos bancos com as necessidades dos solicitantes (SCHRICHEL, 2000).

A constante preocupação das instituições de crédito em saber qual seu grau de exposição à ameaça da inadimplência, um fator capaz de levar qualquer organização a falência, tem levado essas instituições a aprimorar a análise de risco de seus ativos visando minimizar qualquer efeito prejudicial que porventura venha a ocorrer em suas concessões de crédito. Por isso, é necessária uma aprimorada análise deste crédito. A análise de crédito consiste em atribuir valores a um conjunto de fatores que permitam a emissão de um parecer sobre determinada operação financeira.

Uma análise convencional utilizada pelas instituições e que serve para mensurar o grau de confiança de cada operação baseia-se nos tradicionais “Cs do crédito” - caráter, capital, condições, capacidade, colateral -, relacionados a seguir segundo CAPE (2000 p. 93 – 98):

**Caráter:** Devemos fazer uma investigação sobre os antecedentes do candidato, o que comumente é feito através de uma ficha cadastral, mas esta ficha cadastral não permite avaliar, subjetivamente, a real intenção do proponente, somente angaria informações sobre a identificação e qualificação do proponente. Se o caráter for inaceitável, por certo todos os demais “Cs” também estarão potencialmente comprometidos e sua credibilidade será, também e por certo, questionável. **Capital:** O capital

de uma empresa é avaliado através do capital social e de toda sua estrutura econômico-financeira, mas não podemos deixar de mencionar o capital humano, mensurado pelo conhecimento técnico, capacidade empreendedora e experiência com o tipo de negócio / atividade, na avaliação do capital total. **Condições:** Devemos avaliar as condições do potencial cliente, considerando a análise dos ambientes interno e externo do negócio, procurando identificar e medir seu impacto sobre o desempenho da atividade. **Capacidade:** Constitui a principal garantia de retorno do empréstimo concedido. Somente tem sentido conceder empréstimos ao empreendedor quando seu negócio tem capacidade de gerar recursos financeiros suficientes para a amortização do empréstimo dentro do prazo solicitado e com uma razoável margem de segurança. O principal instrumento de avaliação da capacidade de pagamento é o demonstrativo de resultados da empresa. **Colateral:** Este é, em realidade, um quinto “C”, servindo como uma espécie de “pronto-socorro” para o prestador. O colateral significa a garantia, portanto deve ser algo tangível, pois serve para contrabalançar e atenuar eventuais impactos negativos decorrentes do enfraquecimento de um dos outros “Cs” - o que implica maior risco - e o colateral pode compensar esta elevação do risco, das incertezas futuras quanto ao pagamento do crédito.

Para Saunders (2000), os “Cs” do crédito constituem o chamado sistema especialista de abordagem tradicional, e a decisão de crédito fica a cargo do gerente da instituição, cujo conhecimento especializado, seu julgamento subjetivo, e sua atribuição de peso a certos fatores-chaves são, implicitamente, as mais importantes determinantes na decisão de conceder crédito, ou não.

Stell (2009) traz a idéia de que existe um sexto “C” na análise tradicional. Segundo o autor, este C – Change - representaria a mudança do ambiente econômico em geral.

A análise deve ser realizada sempre que as instituições realizam intermediação financeira, pois nestas operações o que está em jogo é o capital de um agente superavitário que confiou na Instituição para administrar e multiplicar seus recursos, não cabendo explicações quanto a possíveis perdas deste capital.

Blatt (1999) explica que a situação ideal seria aquela em que, através de um sistema de computador, combinando as características do cliente e os indicadores financeiros da empresa, fossem simulados todos os cenários possíveis. Este procedimento resultaria em

decisões de crédito automáticas que eliminariam as inconveniências na solicitação de crédito baseadas somente em julgamento subjetivo.

Mas a realidade tem demonstrado que a análise de crédito não pode ser realizada totalmente através de programas de computadores. Isto quer dizer que modelos computacionais devam ser desenvolvidos e utilizados como ferramentas complementares na análise creditícia, mas não decisórios.

#### **4.6.MODELAGEM DE CRÉDITO**

Segundo Souza e Chaia (2000), vários pesquisadores têm modelado o comportamento do tomador de recursos. Estudos realizados tanto no Brasil, quanto no exterior foram desenvolvidos objetivando mensurar a probabilidade de perdas de crédito.

Devido ao problema de informação nos mercados financeiros, desde que não exista mecanismo inicial que identifique corretamente a probabilidade de inadimplência, os bancos devem avaliar esse risco com base nas características de seus clientes. (Souza 2000, p.3)

##### **4.6.1. Credit scoring**

*Credit scoring* pode ser definido como o processo de atribuição de pontos às variáveis de decisão mediante técnicas estatísticas. Trata-se de processo que estima a probabilidade de que um cliente com certas características, pertença ou não a um grupo possuidor de outras determinadas características consideradas desejáveis, hipótese em que se aprova um limite de crédito. Esta técnica estabelece uma regra de discriminação de um determinado cliente solicitante de crédito (VICENTE, 2001, p.49).

Os sistemas de pontuação de crédito estimam a probabilidade de um cliente vir a ser “bom pagador” ou “mau pagador” com base em suas características: “Existem vários fatores que estão associados à possibilidade de inadimplência. Um modelo de escoragem

de crédito combina os fatores mais importantes associados à possibilidade de inadimplência, determina o inter-relacionamento entre eles e atribui números para gerar o escore final. A prática tem por objetivo produzir um modelo de escoragem de crédito no qual quanto maior for o escore, menor será o risco de perda com devedores duvidosos” (GHERARDI e GHIELMETTI, 1997).

Os sistemas de pontuação de crédito são encontrados em praticamente todos os tipos de análises de crédito, desde crédito ao consumidor até empréstimos comerciais (SAUNDERS, 2000, p. 13).

O *Credit scoring* representa um processo técnico / estatístico, porém, não inibe a possibilidade de se recusar um bom pagador ou se aceitar um “mau” pagador. Isto ocorre porque nenhum sistema de gestão de crédito consegue o total de informações relevantes na classificação do devedor, e, mesmo que conseguisse, o seu custo tornaria a análise economicamente inviável (SOUSA E CHAIA, 2000, p.21).

A popularização dos sistemas de *Credit scoring*, no entanto, só ocorreu nos anos 60: “A chegada dos cartões de crédito na década de 60 fez com que os bancos intensificassem o uso de *Credit scoring*. O número de pessoas que solicitavam cartão de crédito a cada dia tornou economicamente impossível ter mão-de-obra suficiente para decisões de empréstimos que não fossem automatizadas” (THOMAS, 2000).

Entre as metodologias tradicionais usadas para a construção de modelos de escoragem de créditos estão a análise discriminante, a regressão logística (Herszkowicz, 2000), as árvores de decisão (Joos et al., 1998; Bursteinas e Long, 2000; Daubie et al., 2002) e a programação linear. Thomas (2000) destaca a regressão logística como o método mais utilizado.

#### 4.6.2. Análise Discriminante

Os primeiros estudos acadêmicos sobre riscos de insolvência se baseavam em análises de quocientes, índices contábeis, e deduziam que empresas em processos de insolvência apresentavam quocientes bastante diferenciados das solventes. Nestes estudos, uma das principais questões levantadas consistia em se determinar quais índices seriam os mais importantes na predição e qual a ponderação ideal desses índices. Utilizou-se então, da técnica de análise discriminante (BRUNI, MURRAY e FAMÁ, 1998).

O objetivo fundamental da análise discriminante é a alocação de novos solicitantes em grupos bem definidos. Os dados de cada elemento, de cada um dos grupos são coletados e, em seguida procura-se derivar uma função, para melhor discriminar os grupos entre si. O resultado almejado é a obtenção de um conjunto único de coeficientes para cada uma das variáveis independentes e que classifique cada elemento observado nos grupos previamente definidos (GUIMARÃES 2000, p.33).

A função discriminante linear tem a forma:

$$Y_x = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n \quad (1)$$

Onde:

$Y_x$  = Variável Dependente, reflete o valor do escore;

$\beta_0$  = Intercepto;

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n$  = Pesos (coeficientes) atribuídos a cada variável;

$X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$  = Variáveis discriminantes;

A classificação de cada cliente é efetuada a partir da função discriminante estimada, e através do cálculo do valor dessa função para cada cliente (escore). De acordo com o

critério de classificação de Fisher para dois grupos, o cliente deverá ser classificado como bom pagador se estiver mais próximo do centróide deste grupo do que do centróide do grupo dos maus pagadores, isto é, se a distância entre o seu escore discriminante e o centróide do grupo 1 for menor que a distância entre o seu escore e o centróide do grupo 2, e no grupo dos maus pagadores no caso contrário (COSTA, 1992, p.62).

De acordo com Silva (2003), Stephen C. Kanitz observando que a análise dos índices contábeis isoladamente não oferecia resultados tão bons quanto aqueles obtidos através da combinação e comparação um escore médio destes índices, desenvolveu o modelo que ficou conhecido como “Termômetro de Insolvência de Kanitz”, o qual é representado pela função:

$$FI = 0,05 X1 + 1,65 X2 + 3,55 X3 - 1,06 X4 + 0,33 X5$$

Onde:

FI: fator de insolvência;

X1: quociente entre lucro líquido e patrimônio líquido;

X2: quociente entre ativo circulante mais realizável em longo prazo e exigível total;

X3: quociente entre ativo circulante menos estoques e passivo circulante;

X4: quociente entre ativo circulante e passivo circulante;

X5: quociente entre exigível total e patrimônio líquido.

A análise discriminante permite descobrir as ligações que existem entre um caráter qualitativo a ser explicado e um conjunto de caracteres quantitativos explicativos. Também permite prever, por meio de um modelo, os valores da variável dependente ou explicada, que derivam dos valores tomados pelas variáveis explicativas (GIMENES e URIBE-OPAZO, 2001, p.67).

Saber se um cliente provavelmente honrará seus compromissos é uma informação imprescindível na hora de tomar uma decisão com vistas à concessão de crédito. Com isso, pode-se demonstrar que as instituições financeiras poderiam ter um acréscimo nos lucros se, na concessão de crédito, os critérios fossem mais precisos. De posse da classificação fornecida por um modelo de previsão de risco de crédito, a empresa pode ter um diagnóstico preliminar do provável comportamento do novo cliente, aprovando ou não a concessão do crédito (VASCONCELOS, 2004).

Caouette et al. (1999) destacam que, embora não seja tão difundida quanto outras técnicas estatísticas, como por exemplo a regressão linear, a análise discriminante tem tido crescente utilização nas áreas de economia e finanças. Muitas das aplicações consistem na construção de modelos destinados à previsão de falência de empresas e à inadimplência de pessoas físicas.

Pesquisas apontam que modelos quantitativos de previsão do risco de crédito são importantes, pois transmitem um tipo de conhecimento ao credor, conhecimento este traduzido na mensuração do risco de crédito, que não estaria disponível de outra maneira, e geram vantagem competitiva através da qualidade do crédito, conforme apoiado por Steiner et al. (1999) e Caouette et al. (1999).

Vazze (2005) desenvolveu um modelo de previsão da inadimplência em uma instituição de microcrédito, onde foram levantados dados de 100 clientes, dos quais 90 estavam adimplentes e 10 estavam inadimplentes. Através da função 'discriminante' do software SPSS, as variáveis pertinentes a cada cliente foram tratadas e combinadas, gerando uma classificação satisfatória dos componentes da amostra inicial.

Em consequência deste trabalho, Vazze estimou a seguinte função discriminante:

$$Z = - 8,18 + 10,36 X1 + 9,58 X2 + 0,00044 X3$$

Onde:

Z = escore que deve ser comparado ao valor médio da distribuição;

X1 = estado civil do cliente;

X2 = setor de atividade do cliente;

X3 = renda familiar líquida.

Lima (2006) utilizou da Função Discriminante na previsibilidade de inadimplência de pequenas e micros empresas a serem financiadas pela Desenbahia – agência de Fomento do Estado da Bahia S/A – na qual se serviu de 40 empresas, sendo que 20 destas empresas estavam com atraso no pagamento superior a 60 dias e outras 20 empresas com pagamento em dia. Após o tratamento dos dados com auxílio da função ‘regressão’ do Microsoft Excel, chegou-se à seguinte Função Discriminante.

$$Y = 1,08 + 0,01(\text{ILG}) + 0,47(\text{VI-Finan.}) - 0,03(\text{GE})$$

Onde:

ILG: Índice de Liquidez Geral

VI-Finan: Valor do Financiamento

GE: Grau de Endividamento

Palmuti e Picchiali (2010) valeram-se da Análise Discriminante para testar um modelo preditivo de risco nas operações de concessão de crédito em uma instituição de microcrédito. Utilizaram uma amostra com 188 clientes divididos em dois grupos (adimplentes e inadimplentes). Com o auxílio do software estatístico SPSS estimaram que as variáveis com maior poder de predição no referido estudo foram a Idade do cliente e se o cliente possuía Conta Corrente ou não.

$$Z = -5,99 + 0,026(\text{Id}) + 10,74(\text{ContCorr})$$

Onde:

Id: Idade do solicitante do crédito.

ContCorr: Se o solicitante possui conta corrente em alguma instituição financeira.

#### 4.6.3. Regressão Logística

A técnica de regressão logística caracteriza-se por descrever a relação entre várias variáveis independentes ( $X_j$ ) e uma variável dependente dicotômica ( $Y$ ), representando a presença (1) ou ausência (0) de uma característica (Hosmer e Lemeshow 1989; Kleinbaum 1996).

O objetivo na análise de regressão logística é descrever o comportamento matemático de  $Y$  em função dos valores de  $X_j$  (HOSMER; LEMESHOW, 1989).

A expressão geral do modelo logístico é dada pelas Equações 2 e 3.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Z}} \quad (2)$$

onde:

$$Z = \beta_0 + \sum_i^n \beta_i \chi_i \quad (3)$$

De acordo com Hosmer e Lemeshow (1989), a regressão logística tornou-se um método padrão de análise de regressão para variáveis medidas de forma dicotômica, devido ao formato de sua distribuição.

A esse respeito, Hair et al. (2005) afirmam que a regressão logística se assemelha em muitos pontos à regressão linear, mas difere no sentido de prever a probabilidade de um

evento ocorrer. Para obter um valor previsto delimitado entre zero e um, usa-se uma relação assumida entre as variáveis independentes e a variável dependente que lembra uma curva em forma de “S”, a distribuição sigmóide.

Camargos, Araujo e Camargos (2010), testaram um modelo de Regressão Logística, com base em uma amostra de 9.232 empresas que obtiveram crédito em uma instituição financeira pública de Minas Gerais no período de junho de 1997 a dezembro de 2005. Utilizaram como variável dependente, a qualidade do crédito (adimplente ou inadimplente). O modelo estimado pelos autores foi composto de cinco variáveis explicativas, cuja função matemática é apresentada a seguir.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

onde:

$$z = -2,15 + 0,0000245(X1) - 0,329(X20) - 0,0000176(X2) - 0,503(X11) + 0,00330(X12)$$

X1 = valor do financiamento

X20 = Proporção Bens do Avalista sobre o Valor do Financiamento

X2 = Valor dos Investimentos Fixos do Projeto

X11 = Tempo de Atividade da Empresa

X12 = Proporção do faturamento sobre o Valor Financiado

Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), utilizaram uma amostra com 66 empresas de capital aberto listadas na BM&FBOVESPA, sendo 33 adimplentes e 33 inadimplentes, e testaram um modelo de Regressão Logística para classificação destas empresas quanto à ocorrência de default, no referido estudo entendido como inadimplência.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

onde:

$$z(x) = -4,03 - 3,70(X12) + 11,16(X16) - 7,86(X19) - 11,33(X22)$$

X12 = lucros retidos sobre ativo

X16 = Endividamento financeiro

X19 = Capital de Giro Líquido

X22 = Saldo de tesouraria sobre vendas

#### **4.6.4. Redes Neurais**

As redes neurais são modelos baseados na estrutura e no funcionamento do sistema nervoso humano e têm se mostrado eficientes na resolução de problemas de difícil solução para técnicas convencionais (Braga et al., 2000). Sua grande vantagem é que, ao contrário de modelos tradicionais, onde uma ação precisa ser tomada para resolver determinado problema, elas aprendem a resolver problemas através da interação com o ambiente externo.

Esta habilidade de aprender fez com que suas aplicações fossem difundidas em diversos campos como a modelagem de dados, reconhecimento de padrões e análise de séries temporais (HAYKIN, 2001).

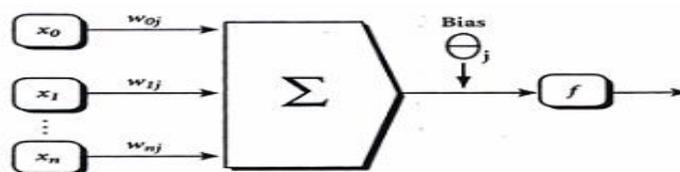
Uma rede neural funciona como um sistema projetado para modelar o modo como o cérebro realiza determinada tarefa ou função. Para alcançarem bom desempenho, as redes empregam uma interligação maciça dos “neurônios”. Uma de suas características é a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. Sua semelhança com o cérebro pode ser verificada em dois aspectos: o conhecimento é adquirido a partir do ambiente através de um processo de aprendizagem e as forças de conexão entre os neurônios (pesos) são usadas para armazenar este conhecimento (HAYKIN, 2001).

O neurônio é uma unidade de processamento da rede e é composto por quatro elementos básicos: um conjunto de conexões com pesos próprios, um somador dos sinais de entrada ponderados pelos pesos do neurônio, uma função de ativação, que tem como objetivo principal limitar a amplitude do sinal de saída, e um bias ou viés. O bias aumenta ou diminui a entrada da função de ativação, dependendo se é positivo ou negativo (HAYKIN, 2001).

Em geral, os neurônios organizam-se em camadas. A primeira é a de entrada, onde são recebidas as informações, e a última é a de saída. Entre estas camadas, podem ou não haver camadas intermediárias ou ocultas, que tornam a rede capaz de extrair estatísticas de ordem elevada. A arquitetura de uma rede consiste na sua organização estrutural: número de camadas da rede e de neurônios em cada camada, tipo de conexão entre os neurônios e a topologia da rede (BRAGA et al. 2000).

A figura 1 mostra o modelo de um neurônio na camada  $j$ , onde  $x_1, x_2, \dots, x_n$  são os valores de entrada,  $w_{0j}, w_{1j}, \dots, w_{nj}$  são os pesos do neurônio,  $b$  é o bias e  $f$  é a função de ativação.

Figura 1 : Modelo de um neurônio artificial na camada  $j$ .



Fonte: Han e Kamber, 2001

Corrêa e Machado (2004) utilizaram-se do método de modelagem através de redes neurais para prever o risco de inadimplência de clientes que utilizavam cheque especial, em uma instituição financeira. Para a construção do modelo, foram usados dados de 2868 contas de pessoas físicas residentes em um Estado do Nordeste

brasileiro. Os resultados mostraram que o modelo criado conseguiu classificar corretamente mais de 70% das contas, apesar da alta taxa de inadimplência (quase 40%) e da ausência de variáveis importantes e frequentemente usadas em sistemas de *Credit scoring*, como profissão, renda e patrimônio. Outra medida de desempenho usada para avaliar o modelo foi a estatística de Kolmogorov-Smirnov (KS). Após os cálculos realizados, o modelo apresentou um valor de KS de 35,99, o que mostrou sua boa capacidade de discriminação entre clientes “bons” e “maus”.

#### **4.6.5. Simulação de Monte Carlo**

A simulação de Monte Carlo tem este nome devido à famosa roleta de Monte Carlo, no Principado de Mônaco. Seu nome, bem como o desenvolvimento sistemático do método, data de 1944, quando da Segunda Guerra Mundial, período em que foi ferramenta de pesquisa para o desenvolvimento da bomba atômica.

Hammersley e Handscomb (1964, p. 3), definem o Método de Monte Carlo como sendo “a parte da matemática experimental que está preocupada em experiências com números aleatórios”. O Método de Monte Carlo é uma expressão muito geral, onde as formas de investigação estão baseadas no uso de números fortuitos e estatísticas de probabilidade.

Para resolver um problema através desse método, são utilizadas séries de tentativas aleatórias. A precisão do resultado final depende, em geral, do número de tentativas. O equilíbrio entre a precisão do resultado e o tempo de computação é uma característica útil dos métodos de Monte Carlo (ESCUDERO, 1973).

A simulação é um mecanismo de análise quantitativa muito utilizado nas empresas para o tratamento de problemas administrativos. Isso decorre da crescente necessidade de investigações em seus sistemas, buscando a obtenção de informações

sobre os relacionamentos existentes entre as variáveis que os compõem para prever os futuros desempenhos sob novas condições (LUSTOSA; PONTE; DOMINAS, 2004).

A simulação de Monte Carlo é utilizada na avaliação de fenômenos que se podem caracterizar por um comportamento probabilístico. Por meio da geração de números aleatórios, permite resolver uma quantidade grande de problemas com a simulação de cenários e o posterior cálculo de um valor esperado.

Existem dois tipos de modelos de simulação: o determinístico e o probabilístico, ou estatístico. Nos modelos determinísticos, segundo Reis e Martins (2001, p. 58), “pressupõe-se que os dados são obtidos com certeza, ou seja, não incorpora as probabilidades de que o valor escolhido para a simulação sofra alterações futuras.

Já o segundo modelo incorpora o comportamento probabilístico no relacionamento interno do sistema, na tentativa de capturar a natureza probabilística envolvida nas variáveis que cercam o sistema, por meio da utilização da técnica estatística e do uso de computadores (NASCIMENTO; ZUCCHI, 1997).

Oliveira et al. (2007) aplicaram o Método de Monte Carlo com o intuito de verificar o impacto do fator privatização nos dados coletados de custos de produção (variável dependente) e de receita operacional líquida (variável independente) da Companhia Vale do Rio Doce (CVRD). Os dados da amostra tiveram como base as demonstrações financeiras publicadas pela CVRD, entre 1990 e 2004. A pesquisa utilizou vinte e oito observações trimestrais antes da privatização e o mesmo número de observações após a privatização. O ano de 1997 foi excluído da amostra por ter sido o ano da privatização e, por isso, apresentar dados heterogêneos.

Os autores mencionados evidenciaram a relevância do fator privatização nos custos de produção da CVRD. Sem considerar os efeitos da privatização, verificou-se um grande distanciamento dos valores de custos de produção simulados em relação aos

valores reais. Ao contrário, ao considerar esses efeitos, notou-se uma forte aproximação aos valores reais de custos dos produtos vendidos.

Diante do exposto, a Simulação de Monte Carlo mostrou-se um método apropriado para prever custos de produção da CVRD.

#### **4.6.6. Classificação de Risco**

Um sistema de classificação de risco envolve um conjunto de parâmetros e procedimentos utilizados para atribuir uma medida chamada classificação de risco, que representa a expectativa de risco de insolvência de uma empresa. Crouhy et al. (2004) comentam que o sistema de classificação deve ser consistente ao longo do tempo e ser baseado em princípios econômicos sólidos.

Os sistemas de classificação são utilizados, principalmente, pelas agências de classificação de risco de crédito, conhecidas como agências de rating, e pelas instituições financeiras que atuam no mercado de *crédito*. As agências de rating utilizam sistemas de classificação de risco para avaliar investimentos, emissores e emissões de títulos e valores mobiliários no mercado de capitais. Segundo a Standard & Poor's (2008), uma das principais agências de rating mundiais, a classificação de risco é uma opinião quanto à qualidade geral do crédito de um emissor ou da qualidade de crédito de um emissor relativamente a um determinado título de dívida ou outra obrigação financeira, com base em fatores de risco relevantes.

As instituições financeiras utilizam os sistemas de classificação de risco para avaliar o risco dos tomadores de *crédito* e para monitorar o risco das carteiras de ativos de crédito. As classificações de risco, também, são utilizadas pelas instituições financeiras para estabelecer as condições contratuais das operações de *crédito* concedidas. Quanto maior o risco do tomador, pior será o seu rating e mais restritivas serão as condições sob as

quais a instituição concederá *crédito*, principalmente em relação a volume, prazo, taxa de juros e garantias.

Nos sistemas de classificação de risco, os ratings devem ser revistos periodicamente pelas instituições financeiras e agências de classificação de risco. As revisões são realizadas em períodos previamente estabelecidos (por exemplo, semestralmente) ou quando surgirem novas informações relevantes que possam alterar a qualidade de *crédito* da empresa.

Essas informações podem ser específicas da empresa, como uma nova demonstração contábil publicada, ou associada às condições econômicas e de mercado, como alteração nas taxas de juros e de câmbio.

Quando há mudança na qualidade de *crédito* da empresa, atribui-se um novo rating, que pode ser melhor ou pior que o anterior. Nas carteiras de *crédito* das instituições financeiras, as alterações conjuntas nos ratings dos tomadores (migrações de risco) revelam a evolução do risco do portfólio ao longo do tempo. Por exemplo, em um determinado período, um maior número de migrações para classes inferiores de risco (downgrades) do que para classes superiores (upgrades) indica uma deterioração no risco da carteira.

Os sistemas de classificação de risco, também, permitem que seja obtida a frequência de insolvência de cada classe de risco (rating) ao longo de um determinado período de tempo.

As classificações de risco introduzidas pela Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil (1999) tornaram-se os principais veículos de transparência e comparabilidade entre as instituições. Ao obrigar instituições com métodos de avaliação de risco distintos, carteiras com características diferentes e operações não padronizadas a classificar todas as suas operações nos nove níveis previstos (de AA a H), conforme figura 02, criou-se uma

medida que gradua os riscos do portfólio, tendo como referência elementar o respeito aos prazos máximos de atraso previstos para cada uma das classificações de risco.

**Figura 02:** Classificação de clientes em níveis de risco.

<b>Classif.</b>	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX
<b>Nível</b>	AA	A	B	C	D	E	F	G	H

Fonte: Bacen 1999

Nesta mesma Resolução, determinou-se qual o percentual do crédito que deverá ser provisionados para devedores duvidosos, de acordo com a classificação de cada operação, conforme figura 03.

**Figura 03:** Provisão para devedores duvidosos – Resolução 2682/99

<b>Atraso (dias)</b>	<b>Risco</b>	<b>Provisionamento</b>
0 a 14	A	0,5%
15 a 30	B	1,0%
31 a 60	C	3,0%
61 a 90	D	10,0%
91 a 120	E	30,0%
121 a 150	F	50,0%
151 a 180	G	70,0%
Acima 180	H	100,0%

Fonte: Bacen 1999

Os sistemas de classificação de risco também são reconhecidos no âmbito da regulação bancária internacional. O Novo Acordo de Capital, aprovado pelo Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária em junho de 2004 (BCBS, 2004), apresenta uma série

de princípios e recomendações para garantir a solidez do sistema financeiro internacional. O Acordo estabelece parâmetros para o cálculo do capital regulamentar para fazer frente aos riscos de mercado, de *crédito* e operacional a que as instituições financeiras estão expostas.

No Acordo, o cálculo do capital requerido para cobrir risco de crédito pode ser feito com base em duas abordagens: a Abordagem Padronizada (Standardized Approach) e a Abordagem Baseada em Classificações Internas (Internal Ratings-Based Approach). Na primeira abordagem são utilizadas classificações de risco atribuídas por agências de rating ou parâmetros fixados pelo órgão regulador, enquanto, na segunda abordagem, são utilizadas classificações de risco atribuídas pela própria instituição financeira por meio do seu sistema de classificação de risco (BCBS, 2004).

#### **4.7. A INSTITUIÇÃO – FAEP**

Criado, inicialmente, por iniciativa do governo municipal de Juiz de Fora, Minas Gerais, o FAEP – Fundo de Apoio ao Empreendimento Popular, comumente conhecido como Banco do Povo.

A partir de 2005, o FAEP foi qualificado como OSCIP – Organização da Sociedade Civil de Interesse Público – regulamentada pela lei 9.790/99, outorgando-lhe a característica de associação civil, sem fins lucrativos, que tem como objetivo fomentar o desenvolvimento sócio-econômico regional, de empreendimentos de pequeno porte, formais ou informais; democratizando a renda, proporcionando a diminuição do desemprego e a melhoria da qualidade da força de trabalho para um público alvo com dificuldades de acesso ao crédito convencional.

[...] o FAEP teve sua origem na Prefeitura, em 1997, numa articulação que buscava integrar políticas de desenvolvimento local com geração de emprego e renda. Após conhecer a experiência de microcrédito implantada em Porto Alegre, a Prefeitura começou as primeiras conversas com o BNDES e com os demais atores políticos,

sociais e econômicos da cidade, com o objetivo de desenhar e consolidar uma instituição microfinanceira no município. Assim, o BNDES sugeriu que se realizasse em Juiz de Fora a experiência piloto do modelo institucional e operacional adotado pela própria instituição, no qual se inseriam as oficinas de formação dos futuros profissionais do FAEP. (BARA, 2008)

Fundado inicialmente para atuar em Juiz de Fora e nas pequenas cidades no seu entorno, em pouco tempo o FAEP expandiu sua área de atendimento, tendo observado demanda pelo microcrédito produtivo em diversas cidades da Zona da Mata Mineira. Há aproximadamente cinco anos, o FAEP iniciou sua expansão em um raio de maior distância, desenhando uma instituição de microcrédito produtivo regional.

A ausência de outras instituições similares, fortes e atuantes em grande parte das Minas Gerais abriu espaço para que hoje o FAEP atue em mais de 125 municípios da Zona da Mata, Campo das Vertentes, Triângulo Mineiro, Alto do Paranaíba e Sul de Minas. Municípios estes, que na sua grande maioria, apresentam quadro de estagnação da economia e aonde o FAEP vem atuando como uma verdadeira rede de microcrédito em uma das áreas mais populosas do Estado.

Os produtos oferecidos pelo FAEP, utilizados no desenvolvimento do presente trabalho são: a) capital de giro: R\$ 200,00 até R\$ 10.000,00 com um prazo de pagamento de 01 a 12 meses; b) capital fixo (investimento): R\$ 200,00 até R\$ 10.000,00 cujo prazo de pagamento é de 01 a 24 meses.

O FAEP foi concebido para ser uma instituição especializada, com metodologia apropriada ao microcrédito. Cabe o destaque quanto a principal fonte de recursos que compõem o “*funding*” (capital para operações) do FAEP: recursos (empréstimos) do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES); do Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais (BDMG) e da Caixa Econômica Federal através do Programa Nacional de Microcrédito Produtivo Orientado (BARA, 2008).

Vejamos:

- BNDES: R\$ 500.000,00 em 1999; R\$ 600.000,00 em 2000 e R\$. 1.180.000,00 em 2005 para aplicação nos Arranjos Produtivos Locais (artesanato e turismo em São João Del Rey; mobiliário em Ubá; mudas em Dona Eusébia; vestuário em São João Nepomuceno).
- BDMG: R\$ 450.000,00 em 2001 e R\$ 1.750.000,00 em 2003.
- CEF: R\$ 1.230.000,00 (de 2006 a 2008)

Ainda segundo BARA (2008), em 2006/2007, o FAEP captou recursos não reembolsáveis do Banco Interamericano de Desenvolvimento (BID) através do BNDES, para o desenvolvimento institucional na região de sua atuação. Com parte deste recurso, capacitou-se empreendedores urbanos num total de 12 cursos, distribuídos entre os empreendedores de sua área de abrangência, levando-se em consideração a atividade econômica que fosse capaz de gerar renda aos empreendedores, além de possibilitar um melhor preparo na sua capacitação profissional e gerencial. Foram inscritas 366 pessoas com uma participação de 246 pessoas; isto é, em torno de 67,21%.

Mais recentemente, segundo a mesma fonte citada acima, o FAEP captou recursos da ordem de R\$ 120 mil do Ministério do Trabalho e Emprego para fortalecer as instituições de Microcrédito Produtivo Orientado, estimulando o seu desenvolvimento institucional, através da ampliação de sua capacidade gerencial e organizacional, visando à melhoria de sua eficiência e a ampliação do número de pessoas atendidas pela Instituição.

Os recursos desse Plano de Desenvolvimento Institucional (PDI) do Ministério do Trabalho foram investidos em 03 áreas, a saber: (1ª) Plano Diretor de Informática; (2ª) Desenvolvimento de novos produtos, com a aquisição do cartão de crédito do FAEP e (3ª) Promoção de análises de Classificação de Risco (Rating).

## 5. MÉTODOS

No presente trabalho foi utilizado o método de pesquisa empírico-analítico. Este método está relacionado a uma abordagem prática que envolve a coleta, o tratamento e análise dos dados com o intuito de investigar a existência de relações causais entre as variáveis em estudo. Os dados analisados possuem natureza predominantemente quantitativa e, por isso, técnicas estatísticas foram empregadas nas mensurações. A validação científica de estudos desenvolvidos mediante a aplicação deste método ocorre através de testes de significância dos instrumentos utilizados (MARTINS, 2002).

A escolha da medição de risco através de *credit scoring* com utilização da Regressão Logística, foi em decorrência da ampla abordagem que pode ser encontrada a seu respeito na literatura específica, pelo seu uso já consagrado pelas instituições financeiras que o implementaram, e por trazer como informação para o analista de crédito a probabilidade de o solicitante apresentar semelhança aos clientes bons da instituição.

Ao utilizar um sistema de escoragem de crédito tem-se por objetivo a classificação dos solicitantes de crédito de acordo com o seu risco ou probabilidade de inadimplência (DUARTE JR; VARGA, 2003).

### 5.1. SUJEITOS

Foi desenvolvido um modelo de *Credit scoring*, através de Regressão Logística, para mensurar o risco de crédito na concessão de empréstimos para capital de giro, investimentos ou misto, realizados pelo FAEP, onde utilizaremos como variável dependente, a variável dicotômica qualidade do crédito (adimplente (1) – clientes com atraso de pagamento menor ou igual a 30 dias - e inadimplente (0) – clientes com atraso de

pagamento superior a 30 dias). Este modelo visa servir de balizador à avaliação e decisão do analista sobre a concessão, ou não, de crédito a um proponente.

Os grupos definidos estão apresentados na tabela seguinte:

Tabela 01: Composição da amostra

Group	Count
Grupo 0: Inad.	330
Grupo 1: Adim.	1305

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

GRUPO 0: constituído pelos clientes inadimplentes, no momento da coleta de dados, constituído por 330 clientes.

GRUPO 1: constituído pelos clientes adimplentes, no momento da coleta de dados, constituído por 1305 clientes.

## 5.2. COLETA DE DADOS

A eficácia de um modelo de *Credit scoring* depende diretamente das informações utilizadas para avaliar os riscos dos clientes e das operações. A escolha correta dessas informações é o principal segredo para obtenção de um bom modelo (SICSÚ, 2010).

A variável resposta no modelo de *Credit scoring* é a qualidade do crédito (adimplência ou inadimplência) na operação de empréstimo.

As variáveis em análise foram coletadas diretamente no módulo FAC – BI, do sistema de gerenciamento de crédito da instituição FAEP, a qual utiliza um software integrado de gestão, desenvolvido pela Fácil Informática especificamente para o mercado financeiro e totalmente em conformidade com as normas e resoluções do Bacen (Banco Central) e do Cosif (Contabilidade do Sistema Financeiro).

De acordo com Vazze (2005) variável é toda característica ou elemento de um fenômeno que pode ser observada e classificada ou medida.

Quanto à natureza, as variáveis discriminadoras podem ser qualitativas ou quantitativas. Variável qualitativa é aquela que expressa características associadas ao fenômeno que está sendo estudado, enquanto que variáveis quantitativas ou numéricas expressam mensurações de um determinado fenômeno.

Nesta pesquisa, a variável dependente possui natureza qualitativa e está relacionada ao fato do cliente pertencer ao grupo dos adimplentes ou inadimplentes.

As variáveis independentes utilizadas para explicar a qual grupo o cliente pertence foram divididas em dois grupos, qualitativas ou categóricas e quantitativas ou numéricas, conforme mostra a tabela abaixo.

**Figura 04:** Variáveis utilizadas na pesquisa

Variáveis de avaliação do risco de crédito na concessão de empréstimos - FAEP	
Variáveis Qualitativas	Variáveis Quantitativas
- Utilização	- Valor do Crédito
- Gênero	- Taxa de Juros
- Grau de Formalidade	- Idade
- Garantia Oferecida	- Prazo Pagamento
- Setor Atuação	- Renda Declarada
- Escolaridade	- Valor Prestação

Fonte: Elaborada pelo autor

As variáveis coletadas e analisadas, bem como suas categorias de codificação seguindo a formatação original disponibilizada pelo sistema de gerenciamento da instituição FAEP, e suas nomenclaturas de entrada no software estatístico, estão apresentadas na tabela abaixo:

**Figura 05:** Codificação das variáveis utilizadas na pesquisa

Parâmetro	Referência	Nome Variável	Codificação
Z	Qualidade do Crédito	Grupo	Clientes Inadimplentes = 0 Clientes Adimplentes = 1
X1	Valor Crédito	VL_Lib	Não se aplica
X2	Utilidade	Uso	Capital Fixo = 1 Capital de Giro = 2 Capital Misto = 3
X3	Taxa Juros	TX_Juro	Não se aplica
X4	Gênero	Sexo	Feminino = 1 Masculino = 2
X5	Idade	Idade	Até 20 anos = 1 De 21 a 30 anos = 2 De 31 a 40 anos = 3 De 41 a 50 anos = 4 Acima de 50 anos = 5
X6	Grau Formalidade	Formal	Pessoa Jurídica = 1 Pessoa Física = 2
X7	Prazo Pgto	Prazo	Até 12 parcelas = 1 De 12 a 24 parcelas = 2 De 25 a 36 parcelas = 3 Acima de 36 parcelas = 4
X8	Renda	Renda	Até 1.000,00 = 1 De 1.001,00 a 2.000,00 = 2 De 2.001,00 a 3.000,00 = 3 Acima de 3.000,00 = 4
X9	Garantia Oferecida	Garantia	Avalista = 1 Bens = 2 Mista (Avalista + Bens) = 3
X10	Setor	Set_Atú	Comércio = 1 Serviços = 2 Indústria = 3
X11	Escolaridade	Escolar	Ensino Fundamental = 1 Ensino Médio = 2 Ensino superior = 3
X12	Valor Prestação	VL_Prest	Até 85,00 = 1 De 85,01 a 160,00 = 2 De 160,01 a 265,00 = 3 De 265,01 a 424,00 = 4 Acima de 424,00 = 5

Fonte: elaborado pelo autor

As variáveis quantitativas que foram coletadas em seu formato discretizado, ou seja, quando seus valores estão em intervalos, foram transformadas em variáveis *dummies*.

Uma variável *dummy* é uma variável que assume apenas dois valores: valor 1 (um) se uma determinada condição é atendida e valor 0 (zero) se essa condição não é atendida (SICSÚ, 2010).

A figura abaixo retrata a geração de 4 (quatro) novas variáveis, consequentes da transformação da variável “Idade” em *dummy*, onde a categoria > 50 anos, foi tomada como grupo de referência.

**Figura 06:** Transformação da variável “idade” em variável *dummy*

Idade	I 1	I 2	I 3	I 4
< = 20 anos	1	0	0	0
21 – 30 anos	0	1	0	0
31 – 40 anos	0	0	1	0
41 – 50 anos	0	0	0	1
> 50 anos	0	0	0	0

Fonte: Elaborada pelo autor

A figura abaixo retrata a geração de 3 (três) novas variáveis, consequentes da transformação da variável “Prazo de Pagamento” em *dummy*, onde a categoria > 36 parcelas, foi tomada como grupo de referência.

**Figura 07:** Transformação da variável “prazo de pagamento” em variável *dummy*

Prazo Pcto	PP 1	PP 2	PP 3
<= 12 parcelas	1	0	0
13 – 24 parcelas	0	1	0
25 – 36 parcelas	0	0	1
> 36 parcelas	0	0	0

Fonte: Elaborada pelo autor

A figura 08 apresenta a geração de 3 (três) novas variáveis, consequentes da transformação da variável “Renda” em *dummy*, onde a categoria > 3.000,00 foi considerada como grupo de referência.

**Figura 08:** Transformação da variável “renda” em variável *dummy*

Renda	R 1	R 2	R 3
<= 1.000,00	1	0	0
1.001,00 – 2.000,00	0	1	0
2.001,00 – 3.000,00	0	0	1
> 3.000,00	0	0	0

Fonte: Elaborada pelo autor

A figura 09 apresenta a geração de 4 (quatro) novas variáveis, consequentes da transformação da variável “Valor da Prestação” em *dummy*, onde a categoria > 424,00 foi considerada como grupo de referência.

**Figura 09:** Transformação da variável “Valor Prestação” em variável *dummy*

Valor Prestação	VP 1	VP 2	VP 3	VP 4
<= 85,00	1	0	0	0
86,00 – 160,00	0	1	0	0
161,00 – 265,00	0	0	1	0
266,00 – 424,00	0	0	0	1
> 424,00	0	0	0	0

Fonte: Elaborada pelo autor

### 5.3. PROCEDIMENTOS

Os passos referentes à operacionalização da pesquisa, foram os seguintes:

1. Coletou-se os dados referentes às variáveis apresentadas no quadro 4, para cada cliente da instituição;
2. Agrupou-se os clientes em dois grupos, de acordo com a sua situação (adimplente ou inadimplente) no momento da coleta de dados. Para clientes inadimplentes usou-se o critério de estar em atraso com os pagamentos há mais de 30 dias, e para clientes adimplentes usou-se o critério de estar em dia com os pagamentos ou com atraso de no máximo 30 dias;
3. Tabulou-se os dados coletados e calculou-se as estatísticas amostrais; e
4. Procedeu-se à análise dos resultados.

## **5.4. TÉCNICAS UTILIZADAS NA ANÁLISE DOS DADOS**

A tabulação das informações cadastrais com o uso do software estatístico SPSS versão 13.0 for Windows proporcionou a análise e o tratamento dos dados amostrais, bem como a construção da fórmula de escoragem que combinou os efeitos das variáveis mais relevantes na determinação do risco de crédito.

### **5.4.1. Análise do poder preditivo das variáveis de risco**

Ao analisar o cruzamento de uma variável explicativa potencial com a variável explicada (Adimplente ou Inadimplente) é possível ter uma noção do poder discriminador dessa variável. Essa análise pode ser realizada simplesmente analisando visualmente a tabela de contingência ou utilizando testes econométricos (SICSÚ, 2010).

#### **5.4.1.1. - Análise Visual – Tabelas de Contingência**

São tabelas de dupla entrada construídas com o propósito de estudar a relação entre os perfis de classificação.

Considerando as porcentagens por linha, ou seja, a distribuição “Grupo” dentro de cada categoria da variável, compara-se o percentual de cada categoria com o percentual total da amostra, representado na última linha da tabela.

Sicsú (2010, p. 77) enfatiza que se uma categoria não tiver relação com o “Grupo”, suas porcentagens serão próximas da porcentagem total da amostra, e esta variável parece não ter caráter discriminador significativo.

Analisando as tabelas de contingência geradas pelo cruzamento de cada variável explicativa com a variável dependente, é possível observar que as porcentagens da cada categoria, diferem significativamente da porcentagem total de cada grupo na amostra,

sendo estas variáveis consideradas relevantes na discriminação de clientes, quanto à pontualidade nos pagamentos.

#### 5.4.1.2. - Análise Estatística – IV de Kullback

A estatística IV de Kullback permite avaliar o potencial discriminador de uma variável. Se as distribuições para os adimplentes e para os inadimplentes forem diferentes, a variável permitirá discriminar esses dois tipos de clientes.

O cálculo da estatística IV, segue a seguinte expressão:

$$IV = \sum [P(C|Adim) - P(C|Inadim)] \times LN \frac{P(C|Adim)}{P(C|Inadim)} \quad (4)$$

Aplicando a expressão apresentada anteriormente a cada tabela de contingência utilizada na análise visual, obtemos como resultado os valores para o indicador IV de Kullback, onde (SIDDIQI 2006, apud SICSÚ 2010, P. 78) apresenta na tabela 02 os valores de referência para este teste.

**Tabela 02:** Valores referência para o teste IV de Kullback

Valores de referência para IV de Kullback

IV < 0,1	Fraca
0,1 < IV < 0,3	Média
IV > 0,3	Forte
IV > 0,5	Superforte

Fonte: Sicsú 2010, p. 78

O resultado do teste IV de Kullback para cada variável de risco utilizada no presente estudo permite chegar à conclusão de que as variáveis analisadas apresentam caráter discriminatório.

#### **5.4.2. Obtenção da Fórmula de Escoragem**

Para o presente trabalho, a classificação prévia do solicitante de crédito depende da existência de um modelo de previsão construído com base nas variáveis de risco mais relevantes identificadas no teste de comparação das médias.

A técnica estatística utilizada no desenvolvimento do modelo é a regressão logística binária, possibilitando a geração de uma função matemática cuja resposta permite medir a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente estabelecido, dado o comportamento de um conjunto de variáveis explicativas. Esse fator é particularmente importante nos modelos de risco de crédito, pois possibilita que seja medida a probabilidade de um determinado tomador de recursos assumir a condição de inadimplente, em face das suas características.

No desenvolvimento do modelo, utilizou-se o método FORWARD LR (Likelihood Ratio), com o intuito de identificar uma relação entre as variáveis explicativas, e os estados de inadimplente e adimplente dos participantes da amostra.

Sicsú (2010) esclarece que através do método FORWARD, as variáveis são selecionadas e adicionadas ao modelo, uma a uma. A seleção para quando a inclusão de qualquer nova variável não implicar melhoria do poder discriminador do modelo.

O método FORWARD L.R. mostra os passos (a ordem de entrada das variáveis) até se obter a combinação ótima entre as variáveis explicativas e a variável explicada.

Adotando um nível de significância é estabelecido um valor crítico ou fronteira, neste trabalho foi adotado 0,50, até o qual o escore fornecido pelo modelo é considerado como pertencente ao grupo em relação ao qual o cliente é agrupado.

Inicialmente o software SPSS informa qual o “evento” considerado. No presente trabalho o evento considerado, foi a situação do cliente quanto à pontualidade nos pagamentos.

**Tabela 03:** Valores de entrada para o método Forward LR

Original Value	Internal Value
Inadimplentes	0
Adimplentes	1

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

As variáveis selecionadas com o método *Forward LR* após 10 passos são ilustradas na tabela seguinte, gerada pelo SPSS.

**Tabela 04:** Variáveis selecionadas pelo método Forward LR

Modelo	B	Wald	Exp(B)
VL_Lib	0,001250	121,592	1,001
Formal	1,493296	38,771	4,452
R1	0,600159	4,246	1,822
I2	-0,889491	16,677	0,411
I3	-0,391670	4,427	0,676
VP1	4,772450	50,663	118,208
VP2	5,702387	104,639	299,582
VP3	4,807425	103,062	122,416
VP4	3,071915	79,143	21,583
TX_Juro	17,114210	7,275	3,00E+07
Constant	-9,496364	113,076	0,000

Fonte: Gerada pelo SPSS

Mediante os dados apresentados na tabela acima, podemos escrever a seguinte equação, que descreve o modelo com dez variáveis explicativas, gerado pela técnica de regressão logística binária Forward LR.

$$Z = 0,001250 x(VL\_Lib) + 1,493296 x(Formal) + 0,600159 x(R1) - 0,889491 x(I2) - 0,391670 x(I3) + 4,772450 x(VP1) + 5,702387 x(VP2) + 4,807425 x(VP3) + 3,071915 x(VP4) + 17,114210 x(TX\_Juro) - 9,496364$$

É possível notar que algumas variáveis utilizadas inicialmente na pesquisa, não foram selecionadas, pois mediante análises e cálculos efetuados pelo método utilizado, estas variáveis não foram relevantes na classificação do sujeito quanto à sua pontualidade no pagamento.

### 5.4.3. Re-Escalamento dos Escores

Após obtenção da fórmula de escore, pode-se verificar que os valores de Z apresentarão valores entre -6,336 e 11,981. Os valores assumidos por Z, apresentam-se como inconvenientes por não serem valores inteiros.

Diante do exposto, realizou-se uma transformação linear para uma nova escala, composta por números inteiros variando de 0 a 1000, nomeando-o como Re\_Z, os quais serão utilizados para a construção das classes de frequência para avaliação do modelo.

Quando o valor de Z é igual a 12, a probabilidade de um solicitante de crédito pertencer ao grupo 1 (clientes bons) é igual a 0,999. Quando o valor de Z é igual a -12, a probabilidade de um solicitante de crédito pertencer ao grupo 1 (clientes bons) é igual a 0,001.

Para a transformação dos escores, utilizou-se a seguinte expressão:

$$\text{Re\_Z} = \left[ 1000 \times \frac{Z + 12}{24} \right] \quad (5)$$

A tabela de distribuição de frequências obtida com os escores obtidos após a transformação, bem como o percentual de clientes por grupo, estão apresentados abaixo.

Apoiado em Triola (1999), definiu-se o número de classes desta distribuição de frequências, através da regra de Sturges.

Equação de Sturges

$$nc \cong 1 + 3,3 \times \log n \quad (6)$$

Fonte: Triola 1999

**Tabela 05:** Distribuição de frequências dos escores transformados

Re_Z	Grupo 0	Grupo 1
237 - 306	8,79%	0,00%
307 - 376	10,91%	0,00%
377 - 446	6,97%	0,08%
447 - 516	20,30%	4,44%
517 - 586	41,21%	43,60%
587 - 656	11,82%	31,80%
657 - 726	0,00%	11,42%
727 - 796	0,00%	5,67%
797 - 866	0,00%	0,54%
867 - 936	0,00%	1,07%
937 - 1000	0,00%	1,38%

Fonte: Elaborado pelo autor

### 5.5. INDICADORES DO PODER DISCRIMINADOR

A capacidade de previsão do modelo pode ser examinada por meio de uma matriz que mostra o percentual de clientes classificados correta e incorretamente. Conforme exibe a matriz na Tabela 06, o nível de acerto do modelo foi de 85,4% com 1397 clientes da amostra classificados corretamente. Do grupo de clientes inadimplentes, 128 foram classificados corretamente e 202 classificados incorretamente, o que representa uma taxa de acerto de 38,8%. Do grupo de clientes adimplentes, há 1269 classificações corretas e 36 incorretas, o que corresponde a uma taxa de acerto de 97,2%.

**Tabela 06:** Matriz de predições realizadas pelo modelo estimado

Observed		Predicted			
		Grupo		Percentage	
		Inadimplentes	Adimplentes	Correct	
Step 1	Grupo	Inadimplentes	128	202	38,8
		Adimplentes	36	1269	97,2
Overall Percentage				85,4	

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

É possível averiguar também a correlação entre duas variáveis dicotomizadas através do índice Q de Yule. Na presente pesquisa, este índice é útil para verificar se existe associação entre o fato de o cliente ser adimplente ou inadimplente no ato da coleta de dados, e o fato de ele ser classificado como adimplente ou inadimplente pelo modelo proposto.

A figura 10 apresenta a tabela de contingência necessária para obtenção do índice Q de Yule.

**Figura 10:** Tabela de contingência para Q de Yule

		Observados	
		Adimplentes	Inadimplentes
Preditos	Adimplentes	1269 (A)	36 (B)
	Inadimplentes	202 (C)	128 (D)

Fonte: Elaborada pelo autor

O cálculo do Q de Yule, é resultante da seguinte expressão:

$$Q = \frac{(BC - AD)}{(BC + AD)}$$

O resultado encontrado foi de -91,4% indicando que existe uma associação negativa muito forte entre as variáveis consideradas. Este fato indica que, o modelo apresenta uma capacidade muito forte de classificar corretamente os solicitantes de crédito, ou seja somente 8,6% das decisões de crédito tendem a ser tomadas com maior probabilidade de erro.

### 5.5.1. Significância conjunta das variáveis incluídas no modelo

A significância conjunta das variáveis explicativas incluídas no modelo foi avaliada por meio do teste Qui-Quadrado, sob a hipótese nula de que todos os coeficientes são iguais a zero. O resultado do teste está representado na tabela abaixo.

**Tabela 07:** Análise da significância conjunta das variáveis incluídas no modelo

	Chi-square	df	Sig.
Model	518,383	10	,000

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Tendo em vista que o valor crítico para o teste Qui-Quadrado ao nível de significância de 5%, com grau de liberdade 10 é de 18,307, é inferior ao valor calculado pelo software estatístico SPSS, conforme representa a tabela 07, apoiamos a afirmação de que as variáveis de risco incluídas no modelo, apresentam relevante poder de classificação dos clientes nos grupos ajustados.

### 5.5.2. Significância de cada variável incluída no modelo

A análise da significância estatística de cada coeficiente é feita com base no teste Wald, que avalia a hipótese nula de que o coeficiente estimado é igual a zero. A estatística Wald tem distribuição Qui-Quadrado, sendo calculada pelo quadrado da razão entre o coeficiente e o seu erro padrão.

$$Wald = \left( \frac{\beta}{S.E.} \right)^2 \quad (7)$$

Os resultados apresentados abaixo indicam que, ao nível de significância de 5%, os coeficientes das dez variáveis explicativas selecionadas são estatisticamente diferentes de zero.

**Tabela 08:** Análise resultados Teste Wald

	B	S.E.	Wald
VL_Lib	,001250	,000113	121,592244
Formal	1,493296	,239823	38,771125
I2	-,889491	,217816	16,676517
I3	-,391670	,186155	4,426787
TX_Juro	17,114210	6,344927	7,275459
R1	,600159	,291241	4,246460
VP1	4,772450	,670492	50,663466
VP2	5,702387	,557454	104,639375
VP3	4,807425	,473548	103,061531
VP4	3,071915	,345305	79,143061
Constant	-9,496364	,893041	113,076402

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

### 5.5.3. Avaliação do nível de ajuste do modelo estimado

A avaliação do nível de ajuste de um modelo logístico pode ser realizada por meio do *Likelihood Value*, dos pseudos  $R^2$  e do teste de Hosmer e Lemeshow (HAIR et al., 2005). O *Likelihood Value* é uma medida da qualidade geral do modelo e quanto menor o seu valor, melhor é o ajuste do modelo como um todo. O Nagelkerke  $R^2$  é uma medida que se assemelha ao coeficiente de determinação da regressão linear. Maiores valores dessa medida, que tem escala de zero a um, indicam melhor ajuste do modelo.

A tabela 09 exibe os valores do *Likelihood Value* e do Nagelkerke  $R^2$  do modelo. O valor do Nagelkerke  $R^2$  indica que 72,8% da variância da variável dependente é explicada pelas variáveis independentes do modelo.

**Tabela 09:** Avaliação de ajuste do modelo

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
10	1126,216	,472	,728

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

O teste de Hosmer e Lemershow avalia as diferenças entre as classificações previstas pelo modelo e as observadas (HOSMER; LEMERSHOW, 1989). Se as diferenças forem significativas, o grau de acurácia do modelo não é bom. O teste divide os casos em classes e compara as frequências preditas e observadas em cada classe por meio de uma estatística Qui-Quadrado.

A tabela 10 exibe os resultados do teste. Ao nível de significância de 5%, não se pode rejeitar a hipótese nula de que não há diferença significativas entre os valores preditos e observados, o que indica que o modelo é capaz de produzir classificações confiáveis.

**Tabela 10:** Resultado teste Hosmer e Lemershow

Step	Chi-square	df	Sig.
10	22,081	8	,038

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Uma medida popular entre os analistas de risco de crédito para avaliar o desempenho de modelos de *credit scoring* é a estatística KS de Kolmogorov Smirnov, que mede a maior distância entre as funções de distribuições acumuladas dos escores dos clientes do grupo 1 e a dos escores dos clientes do grupo 0 (SICSÚ, 2010).

$$KS \% = \text{máx} [F_m(k) - F_b(k)] \times 100 \quad (8)$$

Fonte: Sicsú 2010

A tabela abaixo mostra esta distribuição acumulada.

**Tabela 11:** Distribuição Acumulada dos Escores (Re\_Z)

Re_Z	Acumulado Grupo 0	Acumulado Grupo 1	KS
237 - 306	8,79%	0,00%	8,79%
307 - 376	19,70%	0,00%	19,70%
377 - 446	26,67%	0,08%	26,59%
447 - 516	46,97%	4,52%	<b>42,45%</b>
517 - 586	88,18%	48,12%	40,06%
587 - 656	100,00%	79,92%	20,08%
657 - 726	100,00%	91,34%	8,66%
727 - 796	100,00%	97,01%	2,99%
797 - 866	100,00%	97,55%	2,45%
867 - 936	100,00%	98,62%	1,38%
937 - 1000	100,00%	100,00%	0,00%

Fonte: Elaborada pelo autor

Ao comparar o valor encontrado como sendo a maior distância entre as frequências acumuladas dos clientes do grupo 0 com os clientes do grupo 1, à tabela de referência apresentada abaixo, conclui-se que a medida KS para o modelo estimado apresenta poder discriminador “Muito Bom”.

**Tabela 12:** Valores referenciais para KS

Valor de KS	Credit Scoring
$KS < 20\%$	Baixo
$20\% < KS \leq 30\%$	Baixo / Aceitável
$30\% < KS \leq 40\%$	Bom
$40\% < KS \leq 50\%$	Muito Bom
$50\% < KS \leq 60\%$	Excelente
$60\% < KS \leq 70\%$	Valores Pouco Usuais
$KS > 70\%$	

Fonte: Sicsú 2010

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os escores dos clientes foram agrupados em duas distribuições. A tabela seguinte representa as medidas descritivas das distribuições dos escores dos 330 clientes inadimplentes e dos escores dos 1305 clientes adimplentes.

**Tabela 13:** Estatística descritiva dos escores dos grupos 0 e 1

<i>Medidas</i>	<i>Z Grupo 0</i>	<i>Z Grupo 1</i>
Média	-0,2728	2,7059
Erro padrão	0,1363	0,1562
Mediana	0,5901	1,9684
Modo	2,2827	1,9851
Desvio padrão	2,4758	2,8381
Variância da amostra	6,1295	8,0548
Curtose	-0,4616	2,7985
Assimetria	-0,8823	1,8961
Intervalo	9,5756	14,2115
Mínimo	-6,3356	-2,2306
Máximo	3,2400	11,9809
Soma	-90,0206	892,9508
Contagem	330,0000	330,0000
Nível de confiança(95,0%)	0,2681	0,3073

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Com a finalidade de testar a normalidade das distribuições apresentadas na tabela anterior, foi utilizado o teste de natureza não paramétrica, intitulado como Kolmogorov-Smirnov (K-S), cujos resultados apresentados na tabela seguinte, indicam a normalidade da distribuição dos escores de ambos os grupos analisados.

**Tabela 14:** Teste K-S para normalidade da distribuição dos escores de cada grupo

		Escore_1	Escore_0
N		1305	330
Normal Parameter <sup>a,b</sup>	Mean	2,6351	-,2728
	Std. Deviation	1,96572	2,47578
Most Extreme Differences	Absolute	,161	,157
	Positive	,161	,093
	Negative	-,098	-,157
Kolmogorov-Smirnov Z		5,829	2,850
Asymp. Sig. (2-tailed)		,000	,000

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Observando que a distribuição dos escores dos grupos constituídos pelos clientes adimplentes e inadimplentes apresentam distribuição normal, define-se o intervalo de confiança para mensuração e análise do risco de crédito, por parte de um dado cliente, de acordo com seu perfil apontado pelas variáveis consideradas de risco.

A tabela 13 revela que o escore discriminante médio do grupo dos clientes adimplentes foi de 2,706. O escore mínimo foi de -2,230 e o escore máximo foi de 11,980 com índice de assimetria igual a 1,896. O desvio padrão dos escores dos clientes adimplentes igual a 2,838 ao nível de confiança de 95% implica que, mantidas as características dos clientes que constituem este grupo – clientes adimplentes - ao longo do tempo, há uma tendência de que os escores de futuros clientes, estejam situados no intervalo  $-2,970 < Z < 8,382$  (TRIOLA, 1999).

Por semelhante modo, o resumo estatístico dos escores do grupo constituído pelo clientes inadimplentes, permite identificar seus valores de referência. O escore discriminante médio do grupo dos clientes inadimplentes foi de -0,273 com desvio-padrão de 2,476. O escore mínimo foi de -6,336 e o escore máximo foi de 3,240 com índice de assimetria igual a -0,8823, com margem de erro de 0,268.

Assim, mantidas as características dos clientes que constituem este grupo – clientes inadimplentes - ao longo do tempo, em repetidas amostras 95% dos clientes prováveis de serem inadimplentes, obterão escores situados no intervalo  $-5,225 < Z < 4,679$  (TRIOLA, 1999).

Analisando os escores médios dos dois grupos gerados, é possível estabelecer um escore de corte igual a 1,217. Um proponente de crédito ao ter seu escore comparado com o escore de corte já pode ser previamente classificado. Se o escore do proponente for maior que 1,217 maior semelhança com o grupo dos clientes adimplentes ele terá, e a probabilidade de vir a ser um bom cliente para a instituição será maior. Caso contrário,

maior semelhança com o grupo dos inadimplentes ele terá, e a probabilidade de vir a ser um bom cliente para a instituição será menor.

## 6.1. TESTE DAS HIPÓTESES

As hipóteses das pesquisas são aqui testadas por meio de diversos instrumentos estatísticos com o objetivo de assegurar a máxima confiabilidade aos resultados.

### 6.1.1. Teste da Hipótese Ha

Em relação às informações cadastrais dos solicitantes de crédito, e entendendo que algumas variáveis, possam apresentar características discriminatórias entre os grupos de clientes observados, estabeleceu-se a hipótese

**Hb: não há poder de classificação considerado relevante pelas variáveis consideradas de risco.**

Com a intenção de avaliar o potencial discriminador de cada variável, foi utilizada a estatística IV de Kullback, que permite discriminar os dois tipos de clientes considerados

O cálculo da estatística IV de Kullback, segue a seguinte expressão:

$$IV = \sum [P(C|Adim) - P(C|Inadim)] \times LN \frac{P(C|Adim)}{P(C|Inadim)}$$

A tabela abaixo apresenta os resultados do teste para cada variável considerada relevante na distinção entre os grupos.

**Tabela 15:** Resultados do teste IV de Kullback para cada variável de risco

Variável	IV de Kullback
Valor Liberado	0,38
Grau de Formalidade	0,41
R1	0,40
I2	0,41
I3	0,42
VP1	0,39
VP2	0,38
VP3	0,41
VP4	0,38
Taxa de Juros	0,44

**Fonte: Elaborada pelo autor**

Comparando os resultados obtidos pela estatística IV, com os valores de referência apontados por (SIDDIQI 2006, apud SICSÚ 2010, P. 78), **rejeita-se H<sub>b</sub>**: não há poder de classificação considerado relevante pelas variáveis consideradas de risco.

O resultado deste teste apóia a idéia do autor, em entender que as variáveis consideradas de risco, são informações com poder discriminador, podendo assim distinguir os clientes de acordo com sua pontualidade nos pagamentos do crédito.

### 6.1.2. Teste da Hipótese H<sub>b</sub>

No tocante às variáveis consideradas de risco no presente trabalho, entende-se que se estas realmente apresentam poder discriminador, conforme testado em H<sub>a</sub>, as porcentagens observadas e as porcentagens esperadas para cada variável sejam diferentes entre os grupos definidos. Diante do exposto elaborou-se a hipótese:

**H<sub>b</sub>: não há diferença significativa entre as porcentagens observadas e esperadas para cada variável considerada de risco, nos grupos 0 (clientes inadimplentes há mais de 30 dias) e 1 (clientes adimplentes);**

Para a verificação desta hipótese, aplicou-se o teste Qui-Quadrado de natureza não-paramétrica, que se utiliza da seguinte expressão:

$$\chi^2 = \sum \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (9)$$

Onde:

$\chi^2$  = é uma estatística de teste com distribuição Qui-Quadrado, com  $(r-1)(c-1)$  graus de liberdade;

$o_i$ : proporção observada;

$e_i$ : proporção esperada

Aplicando-se o teste Qui-Quadrado - com o auxílio do software SPSS encontramos os seguintes resultados:

**Tabela 16:** Teste Qui-Quadrado aplicado às variáveis de risco

	VL_Lib	Formal	R1	I2	I4
Chi-Square <sup>a,b</sup>	636,774	858,853	1067,303	923,817	386,560
df	49	1	1	1	1
Asymp. Sig.	,000	,000	,000	,000	,000
	VP1	VP2	VP3	VP4	TX_Juro
Chi-Square <sup>a,b</sup>	1221,143	706,804	841,547	525,583	11048,050
df	1	1	1	1	13
Asymp. Sig.	,000	,000	,000	,000	,000

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Analisando a tabela acima, a significância demonstra a probabilidade de se cometer um erro ao apoiarmos a dissimilaridade entre os grupos, verificamos com 5% de significância, que as porcentagens de cada categoria de cada variável considerada de risco, diferem significamente da porcentagem total de cada grupo na amostra, sendo esta variável considerada relevante na discriminação de clientes, quanto à pontualidade nos pagamentos. Diante disso, podemos **rejeitar H<sub>0</sub>**: não há diferença significativa entre as porcentagens observadas e esperadas para cada variável considerada de risco, nos grupos 0 (clientes inadimplentes há mais de 30 dias) e 1 (clientes adimplentes).

Este resultado corrobora com a idéia do autor, de que se as variáveis são realmente relevantes na discriminação dos clientes, as porcentagens entre os grupos devem ser diferentes.

### 6.1.3. Teste da Hipótese Hc

Ao trabalhar com modelos estatísticos probabilísticos, entende-se que estes modelos devam ser capazes de gerar resultados preditivos para o que se pretende estudar. Assim sendo, parte-se da premissa de que as variáveis incluídas no modelo apresentem em conjunto, poder preditivo. Ao entender este pressuposto, definiu-se a seguinte hipótese:

**Hc: não há poder preditivo através do modelo estimado.**

O poder preditivo conjunto das variáveis explicativas incluídas no modelo foi avaliada por meio do teste Qui-Quadrado, que busca verificar se todos os coeficientes das variáveis são iguais a zero. O resultado do teste está representado na tabela abaixo.

**Tabela 17:** Análise da significância conjunta das variáveis incluídas no modelo

	Chi-square	df	Sig.
Model	518,383	10	,000

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

Tendo em vista que o valor crítico para o teste Qui-Quadrado ao nível de significância de 5%, com grau de liberdade 10 é de 18,307, bem inferior ao valor calculado pelo software estatístico SPSS, assim **rejeita-se Hc**: não há poder preditivo através do modelo estimado.

Este resultado vem de encontro com a perspectiva do autor, pois se todos os coeficientes das variáveis incluídas no modelo fossem iguais a zero, restaria somente o intercepto, o que inviabilizaria a utilização do modelo gerado. Entende-se portanto, que o modelo estimado apresenta poder preditivo.

#### 6.1.4. Teste da Hipótese Hd

Apoiando a idéia de que as variáveis apontadas como relevantes para a distinção de futuros tomadores de crédito apresentam poder preditivo, entende-se que as classificações geradas por um modelo estatístico que contenha estas variáveis, apresentarão resultados próximos do previsto. Assim sendo elaborou-se a próxima hipótese:

**Hd: não há diferença significativa entre as classificações observadas e esperadas na pesquisa.**

Para a validação deste entendimento, utilizou-se um teste Qui-Quadrado, conhecido como teste de Hosmer e Lemershow – em homenagem aos seus idealizadores – que divide os casos em classes e compara as frequências preditas e observadas em cada classe.

**Tabela 18:** Resultado teste Hosmer e Lemershow

Step	Chi-square	df	Sig.
10	22,081	8	,038

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

A tabela acima exhibe os resultados do teste de Hosmer e Lemershow, sendo que ao nível de significância de 5%, **aceita-se Hd:** não há diferença significativa entre as classificações observadas e esperadas na pesquisa.

O resultado encontrado coincide com a idéia inicial do autor, assegurando-o de que o modelo estimado é capaz de produzir classificações confiáveis.

### 6.1.5. Teste da Hipótese $H_e$

Diante da intenção de determinar um intervalo de confiança para a média dos escores dos clientes, com o propósito de definir limites para os escores dos clientes considerados adimplentes e inadimplentes, apoiou-se na afirmação de que a distribuição dos escores apresentam normalidade, fato este que deu origem à seguinte hipótese:

**$H_e$ : não há diferença significativa entre as frequências acumuladas observadas e as frequências acumuladas esperadas, apresentando normalidade de distribuição.**

Para testar se as distribuições dos escores gerados para cada grupo apresentam distribuição normal, foi utilizado o teste Kolmogorov-Smirnov (K-S), de natureza não paramétrica, mediante a expressão:

Os resultados apresentados na tabela abaixo dão-nos evidências suficientes, ao nível de significância 5%, para **aceitar  $H_e$** : não há diferença significativa entre as frequências acumuladas observadas e as frequências acumuladas esperadas, apresentando normalidade de distribuição.

**Tabela 19:** Teste K-S para normalidade da distribuição dos escores em cada grupo

		Escore_1	Escore_0
N		1305	330
Normal Parameter <sup>a,b</sup>	Mean	2,6351	-,2728
	Std. Deviation	1,96572	2,47578
Most Extreme Differences	Absolute	,161	,157
	Positive	,161	,093
	Negative	-,098	-,157
Kolmogorov-Smirnov Z		5,829	2,850
Asymp. Sig. (2-tailed)		,000	,000

Fonte: Dados gerados pelo SPSS

O resultado apresentado vem de encontro com o pressuposto do autor, de que as distribuições dos escores dos clientes apresentam normalidade em sua distribuição, sendo possível assim definir um intervalo de confiança para classificação dos futuros clientes.

## 7. CONCLUSÃO

Tendo em vista a hipótese de que a má administração de crédito, principalmente no que tange a análise de crédito, é um dos fatores preponderantes para o aumento da inadimplência no mercado creditício, o presente trabalho vem colaborar de maneira positiva para a mitigação do inadimplemento, uma vez que foi constatado que existe a possibilidade de complementar e aprofundar o processo de análise e concessão de crédito na instituição FAEP – Crédito Produtivo Popular, por meio do uso da técnica estatística multivariada de regressão logística.

Observa-se que há na literatura várias ferramentas de análise e mensuração do risco de crédito que vão desde as tradicionais técnicas subjetivas ou clássicas, como é o caso dos 5 Cs do crédito, até as técnicas estatísticas multivariadas. Cada ferramenta utilizada na mensuração, avaliação e controle do risco de crédito possui suas características particulares.

O modelo estimado nesta pesquisa identificou como sendo variáveis de risco relevantes para determinar a probabilidade de um solicitante de crédito vir a ser bom cliente, como sendo: valor liberado; grau de formalidade; idade do solicitante; renda do solicitante; valor da prestação assumida e a taxa de juros cobrada.

As variáveis explicativas do risco de crédito, identificadas no presente trabalho, precisam ser confirmadas pelo analista de crédito em sua entrevista com o proponente, pois são decisivas no controle do risco envolvido na operação de crédito.

Reunir informações cadastrais, de natureza qualitativa e / ou quantitativa, acerca de um cliente, e resumi-las em um score representativo de uma probabilidade de ocorrência em atrasos nos pagamentos, é uma medida que pode contribuir para tornar o processo decisório mais objetivo.

Cabe ressaltar que as variáveis de risco que se apresentaram mais relevantes para a análise de crédito nesta pesquisa são limitadas em função do tempo. A validade e

eficiência do uso das técnicas multivariadas dependem essencialmente de atualização contínua dos dados relativos aos clientes.

A função estimada no presente trabalho, se aplicada à relação da regressão logística, apresenta 85,4% de acerto na classificação dos clientes quanto ao perfil de adimplência ou inadimplência.

A implantação de modelagem de crédito, através da técnica apresentada, na instituição analisada proporcionará maior segurança no processo de deferimento do crédito, uma vez que será possível medir quantitativamente, a exposição ao risco do não recebimento dos recursos cedidos.

A utilização de outras variáveis explicativas do risco de crédito, não incluídas neste trabalho, poderá melhorar a significância do modelo de classificação, sendo, portanto, uma perspectiva para pesquisas posteriores.

Sugere-se também que se implante um sistema de gerenciamento de risco da carteira de crédito como um todo através do cálculo do VAR – Value At Risk – ou seja, o valor financeiro da carteira de crédito que está exposto ao risco.

## 8. REFERÊNCIAS

- BARA, S.. **Documento Base do FAEP**. [mimeo]. Juiz de Fora, 2008.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework. Basle: Bank for International Settlements, jun. 2004.
- BRAGA, A. ; CARVALHO, A. C. P. L. F. ; LUDERMIR, T. . **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC - Livros Técnicos e Científicos Editora, 2000. v. 1. 262 p.
- BRITO, Giovani Antonio Silva; ASSAF NETO, Alexandre; CORRAR, Luiz João. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Rev. contab. finanç.**, São Paulo, v. 20, n. 51, Dec. 2009 .
- BLATT, Adriano. **Avaliação de Riscos e Decisões de Crédito: um enfoque prático**. São Paulo: Nobel, 1999.
- BRASIL. Conselho Monetário Nacional – CMN. Resolução 2.682, de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos em liquidação duvidosa. Brasília, 1999.
- BRUNI, Adriano Leal. **Mercados Financeiros**. São Paulo: Atlas, 2005.
- BRUNI, A. L.; FAMÁ, R.; MURRAY, Andrew Drumond. **Modelos Brasileiros Preditivos de Risco de Crédito**: um estudo exploratório atual sobre as suas eficácias. São Paulo, p. 148-167,1998.
- BUENO, Valmor de Fátima Ferreira. **Avaliação de risco na concessão de crédito bancário para Micros e Pequenas Empresas**. 2004. 187f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis. 2003.
- BURSTEINAS, B; LONG, J.A.; **Tree structured classifiers, interconnected data, and predictive accuracy**. Intelligent Data Analysis, Vol. 4 Issue 5, p397, 14p, 2000.
- CAMARGOS, M. A.; ARAUJO, E. A. T.; CAMARGOS, M. C. S.. **A Inadimplência na Concessão de Crédito de uma Instituição Financeira Pública de Minas Gerais: Uma Análise Utilizando Regressão Logística**. In: XIII SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO. SÃO PAULO – SETEMBRO 2010.
- CAOUILLE, J. B.; ALTMAN, E. I.; NARAYANAN, P. **Gestão do Risco de Crédito**. O próximo grande desafio financeiro. São Paulo: Qualitymark, 1999.
- CAPE – Instituto Centro de Capacitação e Apoio Empreendedor. **Manual do Agente de Microfinanças**. Belo Horizonte: Sebrae, 2000.
- CORRÊA, M.F.; MACHADO, M.A.S. Construção de um modelo de *Credit scoring* em redes neurais para previsão de inadimplência na concessão de microcrédito. In:

ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO, 28., 2004, Curitiba. Anais... Paraná: Anpad, 2004.

COSTA, Francisco C. **Avaliação de crédito pessoal**. Dissertação de Mestrado. Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa – Portugal. Lisboa: Julho/1992.

COUTINHO, L. G.; AMBROZIO, A. M. H. P.; SANT'ANA, A. A. e FRANCO MONTORO, G. C. **Inclusão Financeira no Brasil: o papel do BNDES**. In **Perspectivas e desafios para inclusão financeira no Brasil: visão de diferentes atores** / coordenação : Luiz Edson Feltrim, Elvira Cruvinel Ferreira Ventura, Alessandra von Borowski Dodl - Brasília : Banco Central do Brasil, 2009, p. 53-66

CRESWELL, J. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2007.

CROUHY, M; GALAI, D; MARK, R. **Gerenciamento de risco: uma abordagem conceitual e prática: uma abordagem integrada dos riscos de crédito, operacional e de mercado**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2004.

DUARTE JR, Antônio M.; VARGA, Gyorgy. **Gestão de Riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consultoria. 2003.

DAUBIE, M.; LEVECQ, P.; MESKENS, N.. **A Comparison of the Rough Sets and Recursive Partitioning Induction Approaches: An Application to Commercial Loans**. International Transactions in Operational Research, Vol. 9 Issue 5, p681, 14p, Setembro de 2002.

ESCUADERO, L. F. **La simulación en la empresa**. Barraincúa: Deusto, 1973.

GHERARDI, Carlo e GHIEMMETTI, Silvia – Revista “Tecnologia do Crédito” Ano 01, Nr. 02, Artigo: **Escoragem de Crédito: Metodologia que Identifica Estatisticamente o Risco de Crédito** – São Paulo: Serasa, Setembro, 1997.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de Administração Financeira**. Tradução de Jean Jacques Salim e João Carlos Douat. 7. Ed. São Paulo: Harbra. 2002.

GIMENES, R. M. T.; URIBE-OPAZO, M. A. **Previsão de Insolvência de Cooperativas Agropecuárias, por meio de modelos multivariados**. Disponível em: [http://www.fae.edu/publicacoes/pdf/revista\\_da\\_fae/fae\\_v4\\_n3/previsao\\_de\\_insolvencia.pdf](http://www.fae.edu/publicacoes/pdf/revista_da_fae/fae_v4_n3/previsao_de_insolvencia.pdf) acessado em 05 de Janeiro de 2011.

GUIMARÃES, Inácio A. **Construção e avaliação de uma regra de conhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base em análise multivariada**. (Dissertação de Mestrado) - Universidade Federal do Paraná. Curitiba: UFPR, 2000.

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

HAMMERSLEY, J. M. e HANDSCOMB, D. C. **Monte Carlo methods**. London: Methuen, 1964.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline. **Data Mining: Concepts and Techniques**. 1. ed. Morgan Kaufmann, 2001.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais – Princípios e Práticas**. 2. ed. Porto Alegre : Bookman, 2001.

HERSZKOWICZ, Fabio. **Credit scoring : A Aplicação de Métodos Estatísticos na Avaliação de Risco de Crédito**. 2000. 90p. Monografia – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, São Paulo.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, D. W. **Applied logistic regression**. New York: John Wiley & Sons, 1989.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Pesquisa Mensal do Comércio**. Rio de Janeiro, dez. 2010. 42p.

JOOS, P., VANHOOF, K., SIERENS, N., OOGHE, H. Credit classification: **A comparison of logit models and decision trees**. Workshop on the Application of MachineLearning and Data Mining in Finance, Chemnitz, 1998.

KLEINBAUN, D. G. **Logistic regression: a self-learning text**. New York: Springer, 1996.

LEITE, José Alfredo A. **Macroeconomia: Teoria, Modelos e Instrumentos de Política Econômica**. 2.ed. São Paulo: Atlas, 2000.

LIMA, Luis Roberto de Souza. **Uma Proposta de Construção de um Modelo de Avaliação de Risco de Crédito para Micro e Pequenas Empresas Financiadas pela Desenhahia**. Disponível em <http://www.desenhahia.ba.gov.br/recursos/news/video>>Acessado em 15/12/2010.

LUSTOSA, P. R. B.; PONTE, V. M. R.; DOMINAS, W. R. Simulação. In: CORRAR, L.J; THEÓPHILO, C. R. (coord.). Pesquisa operacional para decisão em contabilidade e administração: contabilometria. São Paulo: Atlas, 2004. P. 242 – 284.

MARTINS, Gilberto de Andrade. **Manual para Elaboração de Monografias e Dissertações**. 3.ed. São Paulo: Atlas, 2002.

MATOS, Orlando Carneiro de. **Econometria Básica: teoria e aplicações**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2000.

NASCIMENTO, A. M.; ZUCCHI, A. L. **Modelos de simulação**. São Paulo, Universidade de São Paulo, 1997. 40 p. Monografia – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1997.

NERI, M. Empregos e Negócios Informais: Subsídios para Políticas. Mercado de Trabalho – conjuntura e análise. IPEA/TEM, outubro 2000.

NEUFELD, John L. **Estatística Aplicada à Administração usando Excel**. Tradução: José Luiz Celeste. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2003.

OLIVEIRA, P.H.D. ; BARROS, N. R. ; GARCIA, S. . **Aplicabilidade do Método de Simulação de Monte Carlo na Previsão dos Custos de Produção de Companhias Industriais**: O Caso da Companhia Vale do Rio Doce. In: 7o. Congresso USP de Contabilidade, 2007, São Paulo.

PALMUTI, C.S.; PICCHIAI, D.; **Gestão do Risco em Instituição de micro-finanças**: Uma Avaliação Multivariada na Classificação de Risco em operações de micro-crédito. XIII SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO. SÃO PAULO – SETEMBRO 2010.

POCHMANN, M. Regulação e perfil do microempreendedor no Brasil. **Jornal Valor Econômico**, São Paulo, 09 jul. 2009, p. A9.

POCHMANN, M. O Futuro das Ocupações em Pequenos Empreendimentos. **Jornal Valor Econômico**, São Paulo, 11 fev. 2010, p. A11.

REIS, S. G.; MARTINS, E. Planejamento do balanço bancário: desenvolvimento de um modelo matemático de otimização do retorno econômico ajustado ao risco. *Revista Contabilidade & Finanças*, São Paulo, v. 15, n. 26, p.: 58-80, Maio/Agosto de 2001.

SADDI, Jairo. Inadimplência Bancária. **Jornal Valor Econômico**, São Paulo. Abril 2012.

SAUNDERS, Anthony. **Administração de Instituições Financeiras**. São Paulo: Atlas, 2000.

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

SICSÚ, Abraham Laredo. **Credit scoring**: Desenvolvimento – Implantação – Acompanhamento. 1. ed. São Paulo: Blucher, 2010.

SILVA, Hélio Eduardo da. O Microcrédito no Mundo. Disponível em: <<http://www.geranegocio.com.br/html/geral/microcredito/mcred.html>>. Acessado em 10 janeiro 2012.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 4.ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SILVA, R. V. de M. e GÓIS, L. S. **As Diferentes Metodologias de Microcrédito no Mundo e no Brasil**. Serasa 2007.

SEBRAE – Serviço Brasileiro de Apoio a Micro e Pequena Empresa. **Financiamento – SEBRAE (Microcrédito)**, [S.d. 2]. Disponível em: <[http://www.softex.br/linhas/\\_financiamento/SEBRAE\\_microcredito.asp](http://www.softex.br/linhas/_financiamento/SEBRAE_microcredito.asp)>. Acesso em: 18 outubro 2010.

SOARES, M. M. e SOBRINHO, A. D. de M. **Microfinanças: o papel do Banco Central do Brasil e a importância do cooperativismo de crédito**. Brasília: BCB, 2008.

SOUSA, A. F. de; CHAIA, A. J. **Política de Crédito: uma análise qualitativa dos processos em empresas**. Caderno de pesquisas em administração, São Paulo, v.7, n° 3, julho/setembro 2000.

STANDARD & POOR`S. **Corporate ratings criteria**. New York: McGraw-Hill Companies Inc., 2008.

STELL, Warren. Change: **The Sixth C of Credit**. The RMA Journal. Philadelphia: Sep 2009. Vol. 92, Iss. 1, p. 58-60 (3 pp.)

STEINER, M. T. A. et al. Sistemas especialistas probabilísticos e redes neurais na análise de crédito bancário. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 34, n. 3, jul.-set. 1999

TRIOLA, Mario F. **Introdução à Estatística**. 7 ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999.

THOMAS, L. C. A Survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers, **International Journal of Forecasting**, Edinburg-U.K, v.16, p. 149-172, 2000.

VASCONCELOS, R. S. **Modelos de Escoragem de Crédito aplicados a Empréstimo Pessoal com Cheque**. Rio de Janeiro, 2004. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia Empresarial) – Escola de Pós-Graduação em Economia, Fundação Getúlio Vargas.

VAZZE, Alexandre. **Avaliação do Risco de Crédito em uma Instituição de Microcrédito**. 2005. 86 f. Dissertação (Mestrado em Administração). Faculdade Cenecista de Varginha, Varginha, 2005.

VICENTE, Ernesto F. R. **A estimativa do risco na constituição da PDD**. Dissertação de Mestrado, USP. São Paulo: Maio/2001.

YUNUS, M. **Palestra Microcrédito: a experiência do Grameen Bank**. Rio de Janeiro: BNDES, 2001, 72p.

YUNUS, M. **O Banqueiro dos Pobres**. São Paulo: Editora Ática, 2005. 343p.