

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ - UFC**  
**CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA-CAEN**

**RÉGIS FAÇANHA DANTAS**

**MODELO DE RISCO E DECISÃO DE CRÉDITO  
BASEADO EM ESTRUTURA DE CAPITAL COM  
INFORMAÇÃO ASSIMÉTRICA**

**Fortaleza - Ceará**

**2006**

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA – CAEN

RÉGIS FAÇANHA DANTAS

MODELO DE RISCO E DECISÃO DE CRÉDITO BASEADO EM  
ESTRUTURA DE CAPITAL COM INFORMAÇÃO ASSIMÉTRICA

Fortaleza - CE  
2006

RÉGIS FAÇANHA DANTAS

MODELO DE RISCO E DECISÃO DE CRÉDITO BASEADO EM  
ESTRUTURA DE CAPITAL COM INFORMAÇÃO ASSIMÉTRICA

Tese submetida à coordenação do Departamento de Economia da UFC, do Curso de Pós-Graduação em Economia – CAEN, para obtenção do grau de Doutor.

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Aquino

Fortaleza, Ce

2006

RÉGIS FAÇANHA DANTAS

MODELO DE RISCO E DECISÃO DE CRÉDITO BASEADO EM  
ESTRUTURA DE CAPITAL COM INFORMAÇÃO ASSIMÉTRICA

---

RÉGIS FAÇANHA DANTAS

Tese aprovada em 01/11/2006

Banca Examinadora:

---

PROF. DR. SÉRGIO AQUINO (ORIENTADOR)

---

PROF. DR. FABRÍCIO LINHARES

---

PROF. DR. MANOEL BOSCO DE ALMEIDA

---

PROF. DR. HEBER JOSÉ DE MOURA

---

PROF. DR. PAULO CESAR DE SOUSA BATISTA

À Deus, pela existência saudável e feliz.

Aos meus pais, Pedro e Alzair, orgulhos de minha existência.

Aos meus irmãos, companheiros.

Aos meus filhos, Victor e Renan pela geração constante de carinho e alegria.

Aos meus amigos, fonte de energia positiva.

## AGRADECIMENTOS

É realmente uma tarefa difícil formular os agradecimentos pelo montante de pessoas e instituições envolvidas e que, direta ou indiretamente, contribuíram ao longo deste longos anos ao curso de Doutorado em Economia.

Começamos pela CAIXA ECONÔMICA FEDERAL, grande instituição a qual faço parte e que cuja liberação parcial foi decisiva para a realização do doutorado. Aproveitamos também para agradecer aos meus diversos amigos funcionários da CAIXA que compreenderam ao longo destes anos minhas ausências como gerente regional de risco, mas cujas lacunas presenciais foram suprimidas pelos competentes colegas analistas de risco da GIRIS/FO.

Ao orientador deste trabalho, Prof. Sérgio Aquino, meus agradecimentos pelas contribuições teóricas, orientações sempre qualificadas e pela paciência de entender a impaciência de um doutorando ansioso para finalizar o curso. Ressalto também a ética, compromisso com a transparência e qualidade acadêmica demonstradas pelo mesmo.

Agradeço o carinho, companheirismo e respeito dispensados a mim pelos diversos colegas de turma, pelos funcionários do CAEN, da secretaria à biblioteca, passando pela alegre cantina do CAEN. Também não posso esquecer dos funcionários, sempre atenciosos, da Pró-Reitoria de Pós-Graduação da UFC.

## SUMÁRIO

	<b>RESUMO.....</b>	<b>11</b>
<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>14</b>
	1.1 Contextualização.....	14
	1.2 Justificativa.....	16
	1.3 Problemática.....	17
	1.4 Hipótese.....	21
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>23</b>
	2.1 Teoria de Estrutura de Capitais.....	23
	2.1.1 Estrutura de Capital e Risco de Crédito.....	28
	2.2 Assimetria Informacional e Estrutura de Capital.....	30
	2.2.1 Seleção Adversa.....	32
	2.3 Riscos Financeiros.....	37
	2.3.1 Classificação dos Riscos Financeiros.....	37
	2.3.2 Aspectos Legais e Institucionais Relacionados ao Risco...	39
	2.3.3 Risco de Crédito e Insolvência.....	41
	2.4 Modelo de Risco de Crédito.....	43
	2.4.1 Principais Modelos de Risco de Crédito.....	44
	2.4.1.1 Modelo de Altman.....	44
	2.4.1.2 Modelo de Matias.....	46
	2.4.1.3 Modelo de Elizabetsky.....	46
	2.4.1.4 Modelo de Pereira.....	47
	2.4.1.5 Modelo de Kanitz.....	48
	2.4.1.6 Modelo de Scarpel.....	49
	2.4.2 Comentários sobre os Modelos.....	49
	2.5 Modelo de decisão de Crédito.....	50
	2.5.1 Ponto de Corte – Decisão.....	52
	2.5.2 Critérios para Definição do Ponto de Corte.....	52

<b>3</b>	<b>METODOLOGIA.....</b>	<b>55</b>
3.1	Construção da Base de Dados e de Indicadores.....	55
3.1.1	Fonte de Dados e Filtragem.....	58
3.1.2	Informações Contábeis e Assimetria Informacional.....	59
3.1.3	Indicadores(sinalizadores) Econômico-Financeiros.....	61
3.1.3.1	Escolha dos Índices Financeiros.....	62
3.1.4	Definição do Tipo do Agente.....	65
3.2	Técnicas Estatísticas e Matemáticas para os Modelos de Risco e Decisão de Crédito.....	68
3.2.1	Indicadores Discriminantes.....	69
3.2.2	Análise Fatorial de Componentes Principais.....	70
3.2.2.1	Componentes Principais.....	70
3.2.2.2	Análise Fatorial.....	71
3.2.3	Metodologia Econométrica do Modelo de Risco.....	73
3.2.3.1	Regressão Múltipla Stepwise para Melhores Preditores..	74
3.2.3.2	Modelo de Análise Discriminante.....	76
3.2.3.2.1	Equações do Modelo Discriminante.....	77
3.2.3.3	Modelo Logit e Probit.....	77
3.2.3.3.1	Equações do Modelo Logit.....	79
3.2.3.3.2	Equações do Modelo Probit.....	82
3.2.3.4	Estimação pelo Método de Máxima verossimilhança.....	82
3.2.4	Programação Linear.....	83
3.2.4.1	Programação Linear Inteira – Modelo utilizado.....	85
3.2.5	Cenários de Custos Associados do Modelo de Decisão.....	89
3.2.5.1	Quantificação dos Custos.....	90
3.2.5.2	Cenários.....	95
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E ANÁLISE EMPÍRICA DO</b>	<b>97</b>
	<b>MODELO.....</b>	
4.1	Resultados da Análise Fatorial.....	98
4.2	A Escolha das Variáveis.....	100

4.3	Resultado Econométrico do Modelo.....	103
4.3.1	Resultado do Modelo Discriminante.....	104
4.3.1.1	Performance do Modelo Discriminante.....	105
4.3.2	Resultado do Modelo Logit.....	106
4.3.2.1	Performance do Modelo Logit.....	108
4.3.3	Resultado do Modelo Probit.....	109
4.3.3.1	Performance do Modelo Probit.....	112
4.4	Modelo de Decisão – Definição do Ponto de Corte por Cenários	113
4.5	Classificação do Risco de Crédito e Provisionamento.....	115
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>119</b>
<b>6</b>	<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>124</b>

<b>LISTA DE GRÁFICOS</b>
--------------------------

Gráfico 1.1	% Crédito sob PIB.....	19
Gráfico 3.1	Nº de Empresas no Brasil por Segmento.....	60
Gráfico 3.2	Taxa de Juros x Inadimplência Aceitável.....	93
Gráfico 3.3	Taxa de juros x Equilíbrio entre os grupos.....	94
Gráfico 3.4	Cenários.....	96

<b>LISTA DE FIGURAS</b>
-------------------------

Figura 1	Custo do Capital.....	29
Figura 2	Riscos.....	37
Figura 3	Processo de Decisão de Crédito.....	51
Figura 4	Histograma dos Scores dos Grupos “Mal” e “Bom”.....	67

<b>LISTA DE QUADROS</b>
-------------------------

Quadro 4.1	Regressão Análise Discriminante.....	104
Quadro 4.2	% de Acerto do Modelo Discriminante na Amostra.....	105
Quadro 4.3	% de Acerto do Modelo Discriminante Fora da Amostra..	106

Quadro 4.4	Regressão do Modelo Logit.....	107
Quadro 4.5	% de Acerto do Modelo Logit na Amostra.....	109
Quadro 4.6	% de Acerto do Modelo Logit fora da Amostra.....	109
Quadro 4.7	Regressão do Modelo Probit.....	110
Quadro 4.8	% de Acerto do Modelo Probit na Amostra.....	112
Quadro 4.9	% de Acerto do Modelo Probit fora da Amostra.....	113
Quadro 4.10	% de Acerto por Cenários.....	113
Quadro 4.11	Classificação de Risco e Provisionamento(Corte = 0,79)	117
Quadro 4.12	Classificação de Risco e Provisionamento(Corte= 0,334)	118
Quadro 4.13	Classificação de Risco e Provisionamento(Corte = 0,36)	118

#### LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1	Nível de Risco x Provisionamento.....	40
Tabela 3.1	Indicadores Discriminantes.....	69
Tabela 3.2	Juros x Custos de Oportunidade e Inadimplência.....	92
Tabela 4.1	Teste de KMO e Bartlett.....	99
Tabela 4.2	Matriz de Componentes de Rotação Varimax.....	99
Tabela 4.3	Definição da Relação Combinada – Grupos.....	100
Tabela 4.4	Fatores Utilizados.....	102

#### LISTA DE ANEXOS

Anexo 1	Indicadores Econômico-Financeiros da amostra.....	129
Anexo 2	Fatores Resultantes da Análise Fatorial.....	133
Anexo 3	Indicadores Econômico-Financeiros fora da Amostra.....	135
Anexo 4	Empréstimos do Sistema Financeiro Nacional.....	138
Anexo 5	Atualizado (Constante)– Empréstimos do SFN – Total.....	140
Anexo 6	Regressões dos Modelos.....	141
Anexo 7	Resolução BACEN 2682.....	143

## Resumo

Este trabalho se inicia analisando os aspectos teóricos relacionados ao financiamento das empresas e os riscos atrelados a esta atividade de empréstimo realizada pelo sistema financeiro bancário. Dada uma estrutura ótima de capital buscada pelas empresas, passa-se a analisar se este parâmetro ou conjunto de parâmetros é um bom indicativo para discriminar as empresas quanto ao seu risco de crédito analisado pelo mercado financeiro.

Em relação à gestão de risco, será testado um modelo, tendo como variável explicativa principal a variável(ou conjunto de variáveis) utilizada como parâmetro de sinalização ao mercado de limite de risco, dentro dos conceitos de seleção adversa e modelos de sinalização num ambiente em que impera a informação assimétrica. Assim, o uso de um sinalizador ótimo da estrutura de capital pelos bancos levaria a um equilíbrio de Nash<sup>1</sup> com informação assimétrica no mercado de fundos emprestáveis.

No desenvolvimento do modelo estatístico utilizamos um modelo Logit em virtude da não normalidade e as condições de não linearidade do modelo de probabilidade linear, entretanto, a análise discriminante e Probit serão testados concomitantemente para efeitos comparativos entre os modelos. Outro ponto importante é a incorporação de um modelo de decisão de crédito com o uso de programação Linear Inteira. O uso deste modelo incorpora cenários prospectivos com a taxa de juros, qualificando o ponto de corte(limites de aceitação) para tomada de decisão.

---

<sup>1</sup> Um equilíbrio de Nash é caracterizado pelo fato de que a estratégia(ação que pode ser tomada por cada participante) adotada por cada jogador envolvido em um jogo, dadas as estratégias adotadas pelos outros jogadores, é ótima. No contexto, seria o equilíbrio entre a estratégia do agente(cliente) com a estratégia do principal(banco)

Ressaltamos aqui a importância do uso da análise fatorial no tratamento e configuração das variáveis explicativas, ferramenta não observada para modelagem de risco nas diversas referências deste trabalho. Diversos métodos estatísticos univariados e multivariados, assim como critérios qualitativos são usados na discriminação e classificação do risco, no entanto, o uso da Análise Fatorial qualifica ainda mais as variáveis independentes usadas, colocando-as em grupos de explicação que captam melhor os efeitos dos diversos indicadores econômico-financeiros.

Neste trabalho foram revisados os principais modelos de insolvência para avaliação de risco de crédito no Brasil, concluindo-se com uma proposta de adoção de um modelo estatístico com o uso do modelo Logit e Programação Linear Inteira, com o objetivo de medir o risco associado ao financiamento e empréstimo a clientes.

Palavras-chaves: Análise Fatorial, Assimetria Informacional, Estrutura de Capital, Finanças, Finanças Corporativas, Modelo Discriminante, Modelos Logit e Probit, Programação Linear Inteira e Risco de Crédito.

## ABSTRACT

This work to research the theory about enterprises financial, financial structure, risk of the borrower(enterprises) to repay the loan, credit of banks. In views of the optimal capital structure, credit analyses examines factors that may lead to default in the repayment of a loan. As for the risk management the general kinds of risks are described, particularly the credit risk and the credit concession models are evaluated. The risk models will have the financial demonstrations of enterprises, here can be viewed as a signal, about the concept of asymmetric information. Thus, the signal to leave a Nash equilibrium in this credit market.

In the development of the statistic model, using the Logit Model because the problems of functional form of the linear probability model, the residuals is heteroscedastic and not have normal distribution. The discriminant analysis, probit e logit will be test. Another important point in this work is the decision model. This model have prediction of interest to improve the decision with the cutoff.

Referring to the factorial analysis in the statistic of the independent variable, the use of factorial analyses is not observations in the reference. Having this purpose in mind a statistic model was developed, using logit regression with factorial analysis in variable and linear programming. This project aims at evaluating the used models and proposing the adoption of new models, for the allowance for doubtful accounts, with the objective of measuring the risk related to customers financing and loan activities.

Key Words: Factorial Analyses, Asymmetric Information, Capital Structure, Finance, Finance Corporate, Discriminant Models, Probit and Logit Model, Linear Programming e Credit Risk.

## 1. INTRODUÇÃO

---

### 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

O processo de crescimento econômico necessita de um fluxo de recursos contínuo para saciar os investimentos e demais necessidades monetárias requeridas pelos agentes. Essa necessidade de recursos da economia para lastrear as diversas alocações, principalmente de investimentos, conduz a vários tipos de desejos e circunstâncias específicas em que se encontram os poupadores e investidores, levando à necessidade de intermediação de valores, prazos, riscos e até intermediação estocástica, como é o caso das seguradoras. De qualquer modo, as empresas, motores dos investimentos, buscam a melhor fonte de recursos, dentro das premissas de custo, segurança, prazos e riscos que melhor se adeque à sua estrutura de capital<sup>2</sup>.

Toda decisão de produção, alocação de recursos, tem um componente relativo ao risco, seja ele do acionista, relacionado ao retorno do investimento, seja do banco, relacionado ao retorno dos recursos emprestados. A alocação eficiente por parte da empresa é que vai garantir os retornos, no entanto, o custo do capital,

---

<sup>2</sup> Por Estrutura de Capital entenda-se a composição entre capitais próprios e de terceiros que fazem parte da origem de recursos da empresa e que definem seu padrão de financiamento.

seja próprio(acionista) ou de terceiro(financeiro), que dá lastro aos investimentos é um importante componente dos custos e, assim, dos resultados alcançados.

A estrutura de capital então, constitui-se num importante sinalizador da situação econômico-financeira da empresa, dado que se compõe de capital próprio e de terceiros, com custos diferenciados e que dão o lastro para a atividade operacional da empresa geradora do resultado.

O início das discussões da estrutura de capital deveu-se a Modigliano e Miller(1958) demonstrando que, sob condições ideais de mercado, a estrutura de capitais das empresas é irrelevante do ponto de vista do seu crescimento e resultado. O princípio básico defendido pelos autores pode ser interpretado assim<sup>3</sup>: “a empresa é constituída por um conjunto de ativos que representam uma determinada capacidade de geração de receita, a um determinado risco. A esse risco corresponde um custo de capital. Esse risco não é influenciado pelas fontes de recursos que financiaram os ativos.”

No mundo real, com impostos, informações assimétricas, etc., isso não acontece, os efeitos dos impostos na estrutura de capitais, por exemplo, provocariam modificações no valor das empresas.<sup>4</sup> Dito isso, deve-se verificar qual a estrutura ótima de capital para a firma e de que forma essa estrutura afeta o seu desempenho ao longo do tempo, uma vez que o sistema financeiro, principalmente o setor bancário, é um dos grandes fomentadores de recursos para o setor empresarial e, dado o caráter de empréstimo, estes recursos/créditos devem retornar sob pena de falência e/ou crise do setor, respaldando a necessidade da avaliação do risco de crédito do tomador.

---

<sup>3</sup> Citação do artigo “Teoria da Estrutura de Capitais” de Rubens Famá e J. Willian-2000

<sup>4</sup> A idéia é que com a introdução dos impostos no modelo e a possibilidade das empresas usufruírem de benefícios fiscais em dívidas, o valor da empresa pode então ser alterado com modificações na estrutura de capitais.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

O tema se insere no contexto das decisões financeiras, tanto de instituições financeiras como de empresas industriais, comerciais e de serviços, já que a concessão de crédito é uma forma de empréstimo ou de financiamento que a empresa, bancária ou não, fornece aos seus clientes.

Os bancos assumem e gerenciam riscos. São bem sucedidos quando os riscos assumidos são razoáveis e proporcionais aos recursos e à sua competência.

A qualidade de um banco é, pois, determinada pela soma de suas decisões de risco. Serviços e produtos bancários representam diferentes riscos e incorporam características que, em volume suficiente, podem deixar um banco em situação embaraçosa. Por esse motivo os bancos têm necessidade de estabelecer uma cultura de crédito sólida.

A maioria dos bancos têm avançado utilizando modernos modelos de risco (*credit score*, análise discriminante e outras ferramentas estatísticas) em suas análises de crédito, no entanto, mudança de cultura dos respectivos funcionários não é uma mudança de curto prazo. Ainda temos gerentes, diretores e acionistas focando apenas a ponta do crédito sem observar ou dar a devida atenção à qualidade do crédito. Neste ponto temos um problema de agenciamento<sup>5</sup> entre acionistas e gerentes, onde os acionistas querem maximizar seus retornos sustentados em bases confiáveis, já os gerentes, necessitando cumprir metas cada

---

<sup>5</sup> A Teoria de Agência refere-se a um contrato pelo qual uma ou mais pessoas(o principal ) contratam outra pessoa(o agente) para executar algum serviço em favor deles e que envolva delegar, ao agente(no caso-gerente), alguma autoridade de tomada de decisão. Se ambas as partes do relacionamento são maximizadoras de utilidade, existe boa razão para acreditar que o agente não agirá sempre pelos melhores interesses do principal(acionistas ou administração).

vez maiores, focam sua realização sem a devida cautela na hora de emprestar, o que pode levar a problemas financeiros para o banco no futuro<sup>6</sup>.

No Brasil, há uma demanda reprimida, um hiato de crédito que, somadas às expectativas, pode-se esperar um crescimento do crédito, gerando aumento substancial do endividamento, cabendo ao sistema financeiro respaldar este crescimento dos empréstimos com responsabilidade, principalmente aferindo limites de capacidade de pagamento e risco de cada tomador com competência.

Justifica-se então a relevância do tema ao observar que o *spread* é a base de lucro das instituições financeiras e o risco, traduzido na probabilidade de inadimplência, o grande formador dos custos e perdas, sendo assim, como a taxa de juros é o preço do crédito e se traduz num dos fundamentos importantes da economia, quantificar e classificar este risco é importante para minimizarmos o risco de crédito e automaticamente a taxa de juros.

### **1.3 PROBLEMÁTICA**

O crescimento da economia naturalmente deve ser acompanhado pelo montante de liquidez necessária para fazer face ao aumento das transações econômicas, apoiando o incremento do fluxo monetário requerido pelo fluxo real da economia.

Para o atendimento destas necessidades de recursos dos diversos agentes econômicos, o mercado financeiro através dos diversos intermediários, bancos principalmente, e mercados de capitais, fomentam a economia compatibilizando os recursos para cada necessidade, no que se chama de mercado completo, ou seja, aquele em que existe um ativo específico para cada estado da natureza<sup>7</sup>, estando o

---

<sup>6</sup> Para mais detalhes ver JENSEN, Michael C e MECKLING( 1976 ).

<sup>7</sup> Estados da Natureza são os diferentes resultados de um evento aleatório.

crédito bancário como o principal instrumento para saciar esta necessidade de recursos.

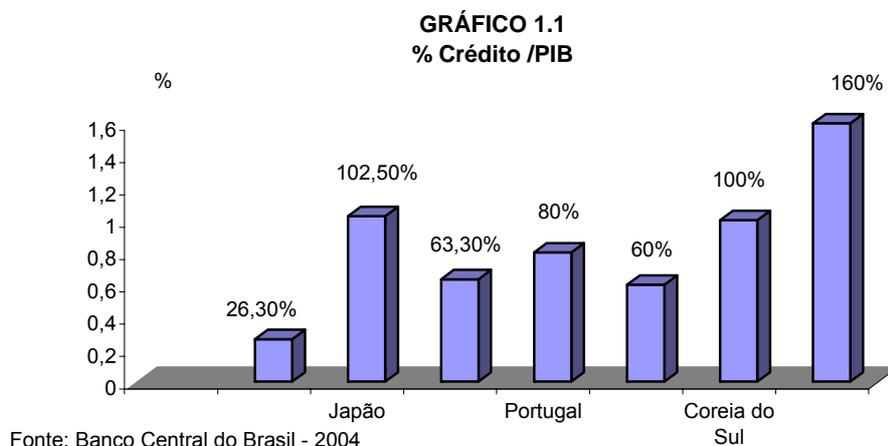
No Brasil, onde predomina o crédito bancário, ao longo das décadas de inflação, o setor bancário brasileiro tinha como principal fonte de receita o “float”, ganhos oriundos do imposto inflacionário<sup>8</sup> sobre os depósitos não remunerados, meios de pagamento no sentido clássico.

Esta conjuntura desviou o setor bancário de sua função precípua que é intermediar o crédito. A realidade brasileira ratifica, revelando de acordo com dados do BACEN, que nosso sistema bancário registra um dos mais baixos percentuais de concessão de crédito do mundo, 26,3% do PIB em 2004 contra mais de 80% da maioria dos países desenvolvidos. Como exemplo, nos EUA este percentual equivale a 63,3% e do Japão, 102,5%.

O crédito atingiu a marca de mais de R\$ 460 bilhões em 2004, representando 26,3% do Produto Interno Bruto. No final de 2005, este percentual estava próximo de 27%. Como é mostrado no gráfico a seguir, o Brasil ainda está aquém dos países como o Chile, em que a relação crédito / PIB é superior a 60%, Portugal(80%), Coreia do Sul(100%) e Alemanha(160%).

---

<sup>8</sup> Imposto Inflacionário é a perda do poder aquisitivo da moeda em favor do devedor, governo. Em outras palavras, é o efeito da inflação sobre a base monetária. Aqui, entenda-se um imposto em favor dos bancos, detedores de moeda do público. Também conceituado como juros reais negativos pagos pela moeda corrente e depósitos compulsórios sobre depósitos a vista.



Há no país uma forte expectativa da sociedade, do governo e dos próprios bancos de ampliação da oferta de crédito. Os principais fatores geradores desta expectativa são:

- i) Diminuição constante da inflação e a conseqüente diminuição ou quase extinção da receita do “float” após 1994(Plano Real)
- ii) Diminuição das taxas de juros, principalmente dos títulos públicos, o que irá diminuir os ganhos de tesouraria.
- lii) Equilíbrio das finanças públicas.
- lv) Crescimento da economia.
- V) Redução do percentual do recolhimento compulsório.

Com o fim do “float” e a diminuição contínua e esperada dos juros dos títulos públicos, o setor bancário tem tentado elevar receitas onde deveria ser seu ponto o forte: o crédito. No entanto, a falta de estrutura e cultura do crédito, provocaram elevação do risco, o que foi e é compensado descarregando-o na taxa de juros praticada<sup>9</sup>, fazendo com que, mas uma vez, o setor não cumpra o seu papel de

<sup>9</sup> Os bancos brasileiros cobram o maior “spread” do mundo De acordo com estudo do IEDI(Instituto de Estudos para Desenvolvimento Industrial) a partir de dados do FMI, o “spread” médio brasileiro foi de 43,7 % aa em 2003, enquanto nos principais países emergentes foi 3,9%aa.

socialização e diminuição do risco<sup>10</sup>, como também, o alto custo do dinheiro provoca desequilíbrios financeiros nas empresas, elevando o risco de crédito, fazendo-se necessário a utilização cada vez maior de modelos para mitigar e classificar o risco de crédito, como também, parâmetros(ponto de corte) adequados para decidir sobre a liberação de crédito.

A estrutura de capital das empresas espelha o perfil do endividamento, de como ela está financiando sua atividade operacional. Este financiamento então, se bem avaliado, pode levar a empresa à alavancagem financeira<sup>11</sup> positiva e, conseqüentemente, a resultados favoráveis. Por outro lado, dependendo do custo do capital financeiro e da composição capital próprio e de terceiros, pode-se levar a desequilíbrios financeiros culminando em inadimplência e falência.

Um problema preponderante que freia a expansão do crédito refere-se ao ambiente de informação assimétrica a qual convive o setor bancário. Os clientes detêm informações sobre seu tipo, bom(boa situação financeira) ou ruim(má situação financeira), que é uma informação privada e privilegiada. Os bancos só sabem que tais tipos existem e buscam uma sinalização por partes dos agentes(clientes) para decidir sobre o crédito, mas a falta de transparência nas informações contábeis, econômicas e financeiras disponibilizadas pela empresa eleva o risco de crédito do setor.

A problemática pode ser resumida nas questões abaixo:

1. Como obter a melhor sinalização para o tipo do cliente-empresa dado sua estrutura de capital em um ambiente de informação assimétrica?

---

<sup>10</sup> Espera-se que a introdução da intermediação financeira e seu conhecimento de todo o mercado, provoque, entre outras coisas:

- Socialização do risco.
- Diminuição do risco
- Evitar ociosidade dos recursos.

<sup>11</sup> Alavancagem Financeira é o uso de capita financeiro para gerar resultado. Ela será positiva quando o retorno gerado pelo uso deste capital for maior que seu custo.

2. Qual melhor modelo para mitigar e classificar o risco de crédito com base nas técnicas estatísticas e respeitando a orientação do BACEN na Res. 2682?

3. Qual técnica a ser usada para auxiliar a tomada de decisão na liberação de crédito para determinado cliente, dado o seu nível de risco?

#### **1.4 HIPÓTESE**

O conhecimento sobre a estabilidade ou melhora da condição financeira do tomador, antes e no período de empréstimo, tem influência sobre a decisão do crédito. A solidez do crédito implica a percepção e compreensão do risco e, portanto, a proteção contra ele.

A principal estratégia dos bancos, e que os distingue das empresas em outros setores, é a utilização extensiva de alavancagem financeira. Os bancos captam recursos através de depósitos a vista e a prazo, operação no mercado aberto, linhas de crédito locais e internacionais e outros tipos de obrigações operacionais, e com eles alavancam sua base de capital. O objetivo é sempre o de obter um diferencial de taxas(ou spread) entre o custo do capital de terceiros e o retorno das operações, e, desta forma, incrementar o capital do acionista.

Se por um lado a alavancagem financeira amplia o potencial de receita do acionista, por outro, ela o expõe a riscos maiores. Afinal, na maioria das operações típicas de um banco, a instituição se interpõe entre os provedores de recursos e os seus tomadores. Em caso de inadimplência do tomador, a instituição assume o prejuízo, mas permanece responsável pelo pagamento dos recursos captados. Este risco a que acionistas e terceiros com participação no Passivo Operacional da instituição estão expostos recebe o nome de Risco de Crédito.<sup>12</sup>

---

<sup>12</sup> Risco de Crédito defini-se como a medida numérica da incerteza com relação ao recebimento futuro de um valor contratado(ou compromissado) a ser pago por um tomador de um empréstimo,

O risco de crédito tem sido um fator determinante do elevado custo das operações de empréstimo, o que também explica a dificuldade ou mesmo a não concessão de empréstimos pelos bancos. Quando fazem operações de crédito, os bancos querem ter a certeza de receber de volta os valores emprestados, mais os juros pactuados, pois os intermediários financeiros têm obrigações para com os seus depositantes. Como essa certeza não existe, mesmo para clientes de primeira linha, os bancos sempre cobram um adicional a título de risco de crédito, ou seja, um valor associado à probabilidade de não receber o valor emprestado.

Uma solução então seria incorporar modelos de risco que captassem melhor a sinalização do tipo do cliente (Bom e Ruim) por indicadores de conhecimento geral do mercado, transparentes e quantificáveis.

Infere-se aqui que a introdução de um modelo de classificação do risco de crédito e outro para decisão de crédito no processo de análise pode diminuir substancialmente a parte dos juros que se relaciona com o risco de crédito, amenizando os problemas causados pela informação assimétrica, no entanto, quais sinalizadores usar, uma vez que o agente tem um incentivo natural para emitir informação distorcida em benefício próprio dado a assimetria de informação.

A resposta vem então da importância da Estrutura de Capital para a saúde financeira da empresa, levando-se em consideração a situação de informação assimétrica reinante. A hipótese é buscar a melhor sinalização dentro da estrutura de capital que revele a real situação econômico-financeira do tomador, cuja sinalização ou o conjunto de sinais (variáveis) deverá explicar o nível de risco dentro de um modelo apropriado.

---

contraparte de um contrato ou emissor de um título carregado nos estoques da instituição, descontadas as expectativas de recuperação e realização das garantias.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

---

### 2.1 TEORIAS DE ESTRUTURA DE CAPITAL

A estrutura de capital das empresas refere-se as fontes de recursos utilizadas, ou ainda, a relação entre as dívidas de curto, médio e de longo prazos(PC + ELP) e capital próprio (PL). O esforço das firmas de gerar resultado passa necessariamente por sua estrutura de capital; as fontes de recursos definirão o grau de flexibilidade do capital na busca da eficiência econômico-financeira, na margem financeira<sup>13</sup> à disposição da empresa para enfrentar os desafios.

Os estudos sobre Estrutura de Capital começaram com os teoremas MM – Modigliani e Miller(1958), tais estudos referem-se principalmente a relação Dívidas – Benefícios de impostos no tratamento da estrutura de capital. Segundo estes teoremas, uma empresa não pode alterar seu valor simplesmente alterando as proporções dos capitais próprio e de terceiros de sua estrutura de capital. Em virtude da diversidade de estudos sobre estrutura de capital, elenca-se, segundo Harris e Raviv(1991), uma análise de estrutura de capital não baseada em impostos e que constitui uma divisão teórica dos estudos relacionados à estrutura de capital. Os

---

<sup>13</sup> Entenda-se por Margem Financeira os recursos originários de longo prazo que sobraram após as aplicações de longo prazo no Ativo Permanente e que estão disponíveis para a atividade operacional.

autores dividem os estudos em quatro grupos<sup>14</sup>, as quais serão reproduzidas a seguir:

a) Modelos baseados em custos de agenciamento:

Neste modelo, os autores ressaltam os interesses paradoxais entre os agentes, sendo a escolha da estrutura de capitais um fator determinante para diminuir os conflitos e custos consequentes.

O determinante da estrutura de capital é dado pelo objetivo de se atenuarem os conflitos de interesse em relação aos recursos das empresas. Aqui, observa-se os conflitos entre:

a.1) Acionistas e Gerentes: a origem do conflito está no fato de que os gerentes não podem usufruir de todo o lucro originado por suas atividades, mas arcam com todo o custo. Assim, eles tendem a se cercar de benefícios extra-salário como mordomias, salas suntuosas, etc. O endividamento possui o benefício de diminuir tais conflitos e, conseqüentemente, os custos associados. Logo, a implicação sobre a estrutura de capital é de que há incentivo ao endividamento, uma vez que uma dívida maior tende a reduzir as vantagens pessoais dos gerentes por duas razões: (i) fluxo de pagamentos de juros reduz os recursos livres para a prática dessas vantagens, e (ii) se a firma cresce financiada por mais dívida, aumenta a parcela do gerente no capital da firma, e isso o induz a adotar um comportamento mais compatível com a maximização do valor da empresa.

a.2) Acionistas e Credores: Trata-se de desejos opostos, os acionistas querem maximizar o lucro, muitas vezes assumindo projetos arriscados e, os credores, querem maior segurança.

---

<sup>14</sup> Um resumo bastante indicativo está em RODRIGUES, Waldery Jr, MONTEIRO, Giovani. Padrão de Financiamento das Empresas Privadas no Brasil. Textos para Discussão nº 653. IPEA, Jul.99

b) Modelos baseados em assimetria de informação:

Os autores compilaram os modelos em que se observa problemas de informações, sendo que, um agente dispõe de informação privilegiada e, o outro, chamado de principal, sabendo de sua deficiência informacional, tenta captar a melhor informação disponível para jogar o jogo de mercado.

O determinante da estrutura de capital é dado pelo objetivo de comunicar informação privada para os mercados de capitais ou diminuir os efeitos de seleção adversa. Nessas teorias, os gerentes(*insiders*) detêm informações sobre as características da empresa(fluxos de caixa, retornos de investimento, etc) que os investidores(*outsiders*) não possuem.

b.1) Modelos que relacionam Investimento e Estrutura e Capital: Objetivam diminuir ineficiências causadas pela assimetria informacional nas decisões de investimento das empresas. Essas ineficiências causam investimentos não ótimos. Como a empresa detém mais e melhores informações que o mercado, este tende a subavaliar a empresa, fazendo com que a mesma opte por recursos internos. É interessante ressaltar que empresas com pequeno volume de ativos tangíveis, logo, de menor garantias reais em proporção do valor da firma, estão mais sujeitas à assimetria de informação, e, portanto, devem depender de forma mais acentuada do financiamento por dívida.

b.2) Modelos com Sinalização como proporção da dívida: O investimento é fixo e a escolha da estrutura de capital sinaliza as informações dos gerentes(*insiders*) para os investidores(*outsiders*). As firmas de melhor qualidade sinalizam para os investidores sua condição ao se endividarem mais, pois, como o custo marginal esperado de falência é maior para as firmas de baixa qualidade, os gerentes das piores firmas não imitarão os gerentes das melhores. A implicação para

a estrutura é que se espera uma relação positiva entre a rentabilidade(e consequentemente o valor) da firma e a razão dívida / ações.

c) Modelos baseados em interações de mercado de produto/insumo: O determinante da estrutura de capitais é dado pelo objetivo de influenciar a natureza dos produtos ou a competição nos mercados de produtos ou insumos. A estrutura de capitais depende tanto da estratégia da firma em concorrência no mercado de produto quanto das características de seu produto ou insumos.

d) Modelos com ênfase em considerações de controle corporativo(takeover): O determinante da estrutura de capital é dado pelo objetivo de influenciar os resultados das disputas pelo controle corporativo(por meio da distribuição de votos, sobretudo a parcela detida pelos gerentes).

Rubens Famá e J William(2000) resumiram com bastante eficiência a evolução histórica das teorias sobre estrutura de capital. Os autores dividem o estudo em três fases: a primeira, indo até a década de 1950, em que a noção intuitiva de risco, segundo os autores, não era acompanhada de um instrumental analítico adequado para tratá-lo. Na segunda fase, com estudos de Markowitz(1952), Modigliani e Miller(1958) e os que se sucederam como por exemplo Jensen e Meckling(1976) poderia ser chamada da fase da incerteza dos fatos, pois a incerteza passou a ser considerada e também novas teorias como a Teoria da Agência e Política de Dividendos, esta última introduzida por Ross(1977) .

Citação também importante observada pelos autores é a introdução do tema assimetria de informação no estudo de Jensen e Mecklin(1976), que abriu caminho para se questionar não meramente a incerteza dos eventos relativos às empresas, mas sobre a forma como os agentes se comportam e a informação disponível ao investidor para avaliá-los. Esta nova fase foi chamada pelos autores de fase comportamental, que se desenvolveu paralelamente aquela fase da incerteza dos fatos.

Duas teorias sobre o processo decisório da estrutura de capital têm provocado estudos empíricos sobre o tema, as quais podem ser incluídas no grupo de modelos baseados em informações assimétricas, são elas: *Static Trade-off* e Hierarquização de Fontes.

No caso do *Static Trade Off*, o modelo baseia-se em assimetria de informação: o determinante da estrutura de capitais é dado pelo objetivo de comunicar informação privada para o mercado e receber o melhor custo-benefício do endividamento ou diminuir os efeitos de seleção adversa. A teoria *Static Trade Off* defende que a empresa busca um ótimo de endividamento para maximizar o custo benefício entre capital próprio e de terceiros.

No modelo de Hierarquização de Fontes, a assimetria informacional pode levar a erros de interpretação por parte do mercado tanto de emissão de ações, ao ver como socorro e não como uma oportunidade de investimento, como também na opção por débito por parte das empresas, assim, a empresa é levada a se auto-financiar. Aqui, esta teoria afirma que a necessidade de recursos para investimento é suprida pela seguinte hierarquia: prioritariamente por recursos próprios, depois endividamento e por último emissão de ações.

Diversos trabalhos empíricos tentaram encontrar qual das duas teorias é mais predominante. Esses trabalhos<sup>15</sup> revelaram que ambas teorias tem poder de averiguação empírica, embora que, para o Brasil, houve uma ligeira predominância para a hierarquização de fontes.<sup>16</sup>

---

<sup>15</sup> ver Ferreira e Brazil(1997), Eid Junior(1996) e Zonenschain(1998)

<sup>16</sup> Uma explicação plausível pode ser a pouca expressividade do mercado de capitais brasileiros concomitantemente aos juros altos do mercado bancário.

### 2.1.1 ESTRUTURA DE CAPITAL E RISCO DE CRÉDITO

Inadimplência é a falta de capacidade, o não pagamento de dívida nos respectivos vencimentos contratuais. Trata-se então de um problema temporal, de problemas de caixa que podem levar a perda total da capacidade de pagamento. A estrutura de capital espelha a composição, tamanho e perfil da dívida.

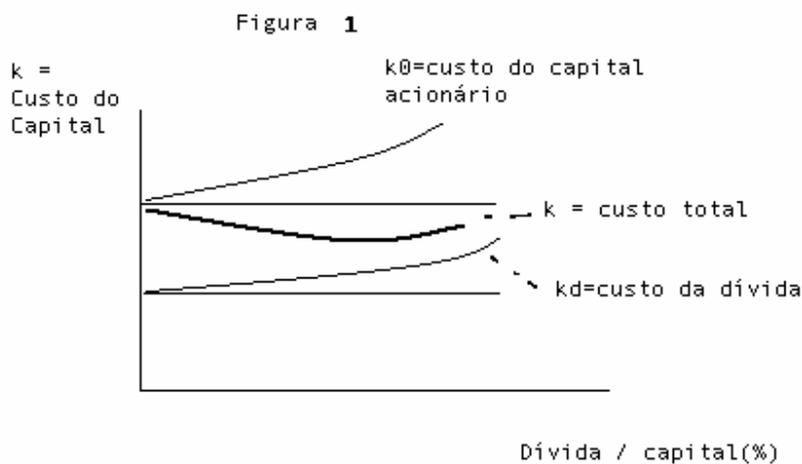
Partimos do pressuposto de que no mercado brasileiro predomina a teoria de hierarquização de fontes, não apenas pelos estudos empíricos já citados, mas também pelo fato de que no mercado acionário brasileiro das nossas empresas de capital aberto, 95% têm três ou menos acionistas, o que contribui para ratificar a hierarquização de fontes, ou seja, a opção por capital próprio como fonte prioritária dos investimentos por nossos empresários, muitas vezes empresas familiares. Para alguns autores, o *static trade-off* nada mais é do que a relação acumulada entre capital próprio e de terceiros após o uso dos capitais próprios, assim, solicitações adicionais de investimentos terão a preferência de recursos próprios até a exaustão destes recursos. O nível do endividamento após o uso dos recursos próprios irá definir o grau de segurança dos capitais de terceiros e os riscos a que os bancos estarão expostos<sup>17</sup>.

Para um detalhamento melhor das implicações do endividamento no risco, vejamos a relação Alavancagem Financeira e Endividamento: É de se esperar que o retorno da empresa tenha uma relação positiva com o aumento dos recursos de terceiros até o ponto em que o custo deste capital não ultrapasse as margens de lucro oriundas da atividade da empresa, onde a partir daí passa a ter uma relação negativa, de declínio dos retornos. Esse ponto é tomado como ótimo para a firma, de retorno máximo.

---

<sup>17</sup> Outros fatores contribuem para elevação dos riscos, sejam fatores econômicos, políticos, gerenciais, climáticos, etc. O que procuramos aqui é buscar sinalizações quantificáveis e confiáveis a partir do conhecimento de que estamos num ambiente de informação assimétrica.

Reforçando a idéia da relação empresa/mercado e o ponto ótimo, podemos citar o trabalho de BREALEY e MYES(1991, p 408) em que na forma de avaliar a relação risco-retorno, a percepção era de que a reação dos mercados ao risco era, no princípio, pequena, intensificando-se acentuadamente quando o risco de insolvência se tornava mais evidente.



O custo total( $K$ ) da dívida foi inserido através da figura 1 por VAN HORNER(1995, pg 262), onde de início a crescente alavancagem financeira produz uma redução no custo de capital. A partir de certo ponto, esse custo se eleva acentuadamente. A redução inicial dos encargos, seguida de uma posterior elevação, determinava uma proporção ótima entre dívida e capital acionário, em que o custo de capital da empresa era mínimo. Essa proporção deveria, portanto, ser a estrutura de capital buscada pela empresa.

## 2.2 ASSIMETRIA INFORMACIONAL E ESTRUTURA DE CAPITAL

Transações econômicas frequentemente envolvem diferentes informações. Por exemplo, os clientes (solicitantes de empréstimos) usualmente conhecem mais acerca de sua própria situação financeira e oportunidades de investimento que os emprestadores (bancos). O agente econômico melhor informado então, tem um incentivo natural de explorar sua vantagem informacional.

O mercado tenta observar qual o melhor “*target point*” de endividamento da empresa para segurança dos empréstimos e financiamentos ao setor empresarial, assim, a busca da melhor sinalização leva necessariamente a uma situação de equilíbrio para este mercado de intermediação de recursos.

Dado um ambiente de informação assimétrica, conseqüentemente emerge uma situação de incerteza dos fatos, dos eventos relativos as empresas e indivíduos.

Em Salanié(1998) tem-se um resumo dos modelos envolvendo os problemas de informações assimétricas, de acordo com a forma da estratégia do jogo, distinguindo os modelos de acordo com a iniciativa pertencente à parte não informada ou pertencente à parte informada.

Essa classificação produz três grandes famílias:

- i) Seleção Adversa: A parte não informada é imperfeitamente informada das características da parte informada; a parte não informada se move primeiro;
- ii) Modelos de sinalização: A parte não informada é imperfeitamente informada das características da parte informada; a parte informada se move primeiro;
- iii) Moral Hazard: A parte não informada move primeiro e é imperfeitamente informada das ações da parte informada.

Estes modelos são geralmente definidos pelo paradigma do Agente-Principal, o qual representa um modelo de dois agentes: Uma parte informada, cuja informação é importante para o bem estar comum, e a parte não informada. O modelo de Agente-Principal é um mecanismo simplificado para evitar as dificuldades de alocação dada a força de barganha de uma das partes. É um jogo do tipo “Stackelberg” em que o líder(quem propõe o contrato) é chamado de principal e o seguidor( a parte que tem que aceitar ou rejeitar o contrato) é chamado de agente.

As informações contidas nos demonstrativos econômico-financeiros são fontes inesgotáveis de assimetria informacional. As empresas, dependendo do objetivo, podem “trabalhar” os dados dos balanços de tal modo que as informações ali extraídas não espelhem a realidade da empresa, mas a realidade que o empresário gostaria de passar como informação, como sinal. Por exemplo, para diminuir o pagamento de impostos, a empresa pode fazer operações e/ou escriturações em que seus custos e despesas sejam aumentadas para diminuir o lucro final. Não necessariamente é coisa ilegal, mas aproveita-se a legislação em vigor para isso, é o chamado “planejamento tributário”. No entanto, isto provoca muitas vezes informações erradas sobre os indicadores econômico-financeiros da empresa. Outras tantas informações não são captadas, como qualidade dos investimentos, custos de oportunidades, etc.

A estrutura de capital, traduzida na origem de recursos da empresa, passivo, é um conjunto de informações que, teoricamente, é menos suscetível a dados “trabalhados” ou ao planejamento tributário, uma vez que o nível de endividamento da empresa é de fácil comprovação e seus dados estão disponibilizados no SISBACEN(Sistema do Banco Central). Já o capital próprio, também tem seu montante traduzido em contrato, estatuto e ações acompanhadas por diversos órgãos. Deste modo, num ambiente de assimetria informacional, a busca de bons sinalizadores advindos da estrutura de capital poderá amenizar as conseqüências da desinformação.

### **2.2.1 SELEÇÃO ADVERSA**

Seleção Adversa é a situação em que dois agentes econômicos se deparam em um ambiente de assimetria informacional em que uma das partes detém informações importantes para barganhar no jogo(transação econômica). A parte não informada se move primeiro ou em termos econômicos, inicia a relação, transação financeira, definindo um contrato para acordar entre as partes, passando a ser o principal. Como a parte não informada(principal) não tem conhecimento das reais características do agente, ambos barganham em um jogo que pode levar a falhas no mercado, no caso do mercado bancário, pode levá-lo a uma crise ou a chamada “corrida bancária” ou a distorções/desequilíbrios nas taxas de juros de equilíbrio.

Mercados financeiros são mercados que operam com informação, e a informação é por sua própria natureza assimétrica e incompleta. Como observa Eichengreen ( 2003), a crise chega em datas imprevisíveis e quando ela chega, o mercado reage. Assim, inevitavelmente, de tempos e tempos irão ocorrer mudanças agudas nos preços dos ativos - as vezes, mudanças tão agudas que chegam a ameaçar a estabilidade dos sistemas financeiros e da economia. Os erros tendem a espalhar-se especialmente na esfera internacional, onde a transmissão de informação entre credores e tomadores de empréstimos é complicada pela distância física e cultural e onde é praticamente difícil escrever e obrigar o cumprimento de contratos que consigam prever as contingências relevantes, e elas tendem a ser especialmente frequentes nos países em desenvolvimento, onde a informação e o ambiente no que se refere a contratos são menos avançados.

Muitas vezes, a falta de informação sobre o agente(tomador de recursos) leva o principal(os bancos) a incluir em seus preços - taxas de juros, riscos elevados pela assimetria de informação sobre o tomador. Juros elevados levam a uma concentração de clientes de alto risco nas carteiras dos bancos, uma vez que com a

alta do preço do capital, empresas com bom fluxo de caixa e liquidez preferem se auto-financiar, tendo como consequência a elevação dos riscos sistêmicos para o setor financeiro, já que a base de clientes é de agentes de alto risco de crédito.

Com informação assimétrica as firmas e governos com projetos de baixo risco deixarão o mercado, pois terão de enfrentar os custos mais elevados de crédito, já que o credor não tem condições de distingui-los das suas contrapartes mais arriscadas. Somente os tomadores de maior risco permanecerão. Os tomadores de empréstimos que têm possibilidade de escolher projetos passarão às alternativas mais arriscadas a fim de aumentar a chance de serem capazes de arcar com o serviço da dívida mais elevado. Se o credor sabe disso (mas não sabe a que categoria pertence cada tomador de crédito ou projeto específico), um aumento no custo de oportunidade dos fundos pode, então, causar um colapso repentino dos empréstimos ao mercado.

Reforçando a idéia de auto-seleção por parte dos tomadores, Saunders(2000) observa que: “Esta relação negativa entre taxas de empréstimos altas e os retornos esperados sobre empréstimos deve-se a dois efeitos: (1) seleção adversa e (2) deslocamento de risco. Quando as taxas de empréstimos excedem determinado ponto, os bons tomadores saem do mercado de empréstimos, preferindo autofinanciar seus projetos de investimentos (seleção adversa). Os tomadores remanescentes, que têm capacidade limitada e capital limitado em jogo, passam a ter incentivos para entrarem em projetos mais arriscados (deslocamento de risco). Em tempos bons, poderão honrar seus compromissos. Se os tempos ficarem ruins, e se ficarem inadimplentes, terão uma perda patrimonial limitada”.

A gravidade desses problemas é evidenciada pela natureza elaborada dos mecanismos desenhados para contorná-los. Credores colocam cláusulas restritivas em contratos de empréstimos para impedir que os tomadores do crédito desviem os fundos para aplicações mais arriscadas. Exigem que os tomadores apresentem garantias para desencorajar a preferência ao risco, o que de outro modo seria

tentador, na medida em que o tomador de empréstimo percebe um viés favorável a ele na distribuição dos retornos, já que o privilégio da responsabilidade limitada faz com que ele não tenha que assumir perdas totais.

Se o banco oferece ativos feitos sobre medida, direcionados para os bons clientes, aqueles agentes cujas características não se enquadram, tendem a utilizar a falta de informação do principal para se beneficiar dos bons contratos(subtendendo-se como baixas taxas de juros ).

Os bancos então podem incluir nas taxas de juros, dada a possibilidade de atração de agentes de alto risco, algum prêmio de risco e/ou garantias reais, pessoais, as quais levarão a “auto-seleção” por parte dos agentes.

Assume-se aqui, conforme a seleção adversa, que o principal não pode observar o tipo do agente: alto ou baixo risco, apenas sabe que há os dois tipos de clientes com uma determinada probabilidade para cada um.

Pode-se partir da premissa de que: se o agente de baixo risco está atrelado a um bom projeto de investimento e/ou fluxo de caixa, ele será capaz de aceitar garantias reais pois saberá que terá uma alavancagem financeira positiva e, assim, não irá comprometer seu patrimônio, como também, este mesmo agente(cliente) não deverá aceitar taxas elevadas as quais inviabilizará seu Fluxo de Caixa e Valor Presente Líquido dos bons projetos de investimento.

O menu de contratos disponibilizados pelo principal então poderá conter:

- i) Alta taxa de juros e reciprocidade para os agentes de alto risco;
- ii) Baixa taxa de juros e boas garantias para os agentes de baixo risco;

Uma das opções para resolver esta assimetria informacional(o agente sabe seu tipo-projeto mas o banco não), é o banco reconhecer que o tomador com maior

risco irá preferir não usar seu capital próprio, e sim de terceiros, até porquê, maiores riscos estão atrelados a maiores retornos, o que deve ser suficiente para honrar taxas de juros maiores conforme o risco. Assim, o capital serve como um sinal para o cliente com qualidade. A idéia é para o banco designar caminhos para que a tomada de empréstimos seja *incentive compatibility*. Em outras palavras, nenhum tomador deverá ter incentivos para desviar do contrato que o banco entende ser o melhor para ele. Com *incentive compatibility* deverá ser obtido um equilíbrio de *nash*.

Por não saber o tipo do cliente, a parte não informada (o principal-banco) tenta provocar a revelação por parte do agente de sua real situação econômico-financeira, e tomar a iniciativa oferecendo um menu de contrato *incentive compatibility* para o agente, cliente. Uma vez tendo informação imperfeita, seria um contrato *second-best*<sup>18</sup>. O objetivo é explorar uma dada alocação de recursos da maneira mais eficiente possível dado que a informação relevante é dispersa na economia.

O objetivo é fazer com que o agente revele seu tipo sem incorrer em alta distorção social. Assim, a idéia natural é usar a taxa de juros para discriminar as empresas em más e boas, entretanto, isto pode induzir a racionalização de crédito, o que pode provocar efeitos negativos na economia.

Uma segunda opção é a hipótese do trabalho, que é captar o tipo do agente. O modelo de análise de risco busca a utilização da sinalização “ $\theta$ ” (que pode ser função de vários indicadores) captada na empresa para avaliar e quantificar o risco deste determinado cliente-empresa e oferecer-lhe um contrato que lhe seja compatível, ou seja, que o agente tenha revelado seu tipo  $\theta$  através da situação econômico-financeira dos demonstrativos contábeis (estrutura de capital principalmente) e em outras informações relevantes sem incorrer num alto custo para o mercado. A sinalização captada pelo modelo e a conseqüente classificação de risco fará com que o banco tenha melhores informações sobre o cliente, podendo

---

<sup>18</sup> Dado um ambiente de informação imperfeita, um contrato “*second-best*” seria o melhor que traria incentivo a diferenciar a escolha por parte dos agentes.

agora, inclusive, exigir juros compatíveis, menores pela diminuição da informação assimétrica e a conseqüente diminuição da probabilidade de inadimplência, desta forma, será possível definir um contrato *first-best*, ou seja, fazer uma discriminação de preços de primeiro grau.

Os problemas de informação assimétrica e a conseqüente informação incompleta dos agentes fazem incorrer num alto custo para sociedade quando os riscos são suportados através da elevação dos juros. Assim, quanto melhor a sinalização do agente através de “ $\theta$ ”, não apenas em relação a situação econômico-financeira, mas também na rapidez e transparência que as informações são reveladas, são traduzidas num maior conceito da empresa por parte do principal o que incorrerá em menores juros e/ou maior disponibilização de recursos.

O mercado de crédito tenta então, observar qual o melhor “*target point*” para segurança dos empréstimos e financiamentos ao setor empresarial, assim, a busca da melhor sinalização leva necessariamente a uma situação de equilíbrio para este mercado de intermediação de recursos.

Observe que o objetivo do modelo é medir a probabilidade de inadimplência de possíveis tomadores de empréstimos para os próximos 12, 24 meses, uma vez que é comum que a validade da análise seja por no máximo 12 meses. Também no período de validade da análise e conseqüentemente da disponibilização dos limites de crédito, a empresa terá a disposição recursos na área comercial do banco para Capital de Giro, que são recursos normalmente de curto prazo de amortização é de no máximo 24 meses. Para amortização acima de 24 meses, geralmente projetos de investimentos, será necessário, após a análise da empresa, analisar a viabilidade do projeto e impactá-lo na análise, no entanto, no desenvolvimento do modelo neste trabalho não será tratado a hipótese de amortização de longo prazo.

## **2.3 RISCOS FINANCEIROS**

Com relação aos bancos, a atividade, que tem como finalidade o atendimento das necessidades financeiras de curto, médio e longo prazos, traz consigo diversos riscos financeiros, dentre os quais o risco que está atrelado às incertezas dos agentes quanto a saldarem seus compromissos assumidos em contrato de pagar uma determinada quantia em uma determinada data.

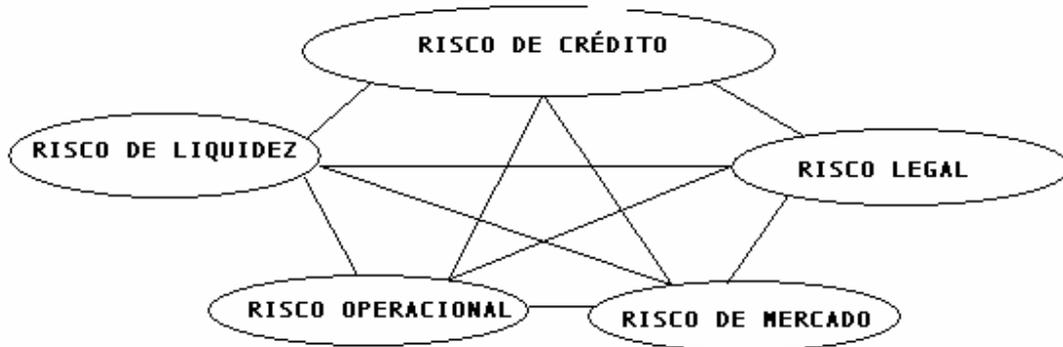
### **2.3.1 CLASSIFICAÇÃO DOS RISCOS FINANCEIROS**

Risco está atrelado a possibilidade de adversidade futura. Os riscos financeiros representam a possibilidade de que estas adversidades tragam algum prejuízo financeiro. Em se tratando de mercados financeiros, sempre estará atrelado a figura de um ativo cujo contrato traduz o relacionamento entre os agentes econômicos.

Chance ou possibilidade de perda, incerteza, dispersão ou probabilidade de perda em relação a resultados esperados são algumas palavras e frases que estão atreladas ao conceito de risco. Observa-se então que incerteza e perda estão presentes no significado de risco, ficando implícita a noção de resultados indeterminados e a incerteza quanto ao estado da natureza futura.

Pode-se caracterizar cinco grupos de riscos que são inerentes a atividade econômica, principalmente a atividade bancária e estão intimamente relacionados entre si:

FIGURA 2



- a) Risco de mercado – Depende do comportamento do ativo diante das condições de mercado. Pode ser representado como uma medida da incerteza relacionada aos retornos esperados de um investimento, em decorrência de variações em fatores como taxas de juros, taxas de câmbio, preços de ações e commodities.
- b) Riscos legais – Possíveis perdas quando um contrato não pode ser legalmente amparado. As instituições financeiras são objetos de vários tipos de riscos legais. Podem ser incluídos riscos e avaliações errôneas de ativos e passivos decorrentes de documentação ou procedimentos inadequados ou incorretos.
- c) Risco Operacional – Controles inadequados, erros humanos e de gerenciamento, problemas de funcionamento de sistemas de informática, transmissão e de sistemas internos de monitoramento de regras são a base deste risco. É a falta de identificação e tratamento eficientes dos riscos existentes.
- d) Risco de Liquidez – É a falta de recursos (dinheiro ou outro meio de pagamento) para fazer face aos pagamentos nos respectivos vencimentos. Surge quando os clientes, tais como depositantes em um banco ou

segurados de uma companhia de seguros, exigem, em troca de seus direitos financeiros, o pagamento imediato em dinheiro.

- e) Risco de crédito – É a possibilidade do tomador não cumprir com suas obrigações em contrato, valor e prazos. Empréstimos e financiamentos são as atividades principais da maioria dos bancos e, representam volumes significativos nas empresas industriais, comerciais e de serviços. As perdas aqui estão relacionadas aos recursos que não mais serão recebidos. O processo de concessão requer que se façam julgamentos sobre as pessoas ou organizações às quais se pretende fornecer o crédito, porém, esses julgamentos nem sempre se fazem corretos, ou se tornam incorretos com o passar do tempo.

Se Crédito pode ser definido como a expectativa de recebimento de uma soma em dinheiro em um prazo determinado, então, Risco de Crédito é a chance de que esta expectativa não se concretize.<sup>19</sup>

### **2.3.2 ASPECTOS LEGAIS E INSTITUCIONAIS RELACIONADOS AO RISCO DE CRÉDITO**

O mercado financeiro de todo o mundo registrava grande movimento de volatilidade, advinda do fim do padrão ouro em 1971, e em consequência, das várias crises mundiais, especialmente as do petróleo em 1973 e 1979. As alterações de taxas de juros e de Câmbio eram, portanto, frequentes e quase diárias. Passou-se a exigir que o sistema financeiro mundial se tornasse um grande administrador de riscos em geral, como os de taxas de juros, liquidez, operacionais e de crédito. Havia, então, a necessidade de o sistema financeiro não ser apenas um mero controlador, mas que passasse a administrar profissionalmente o risco de crédito.

---

<sup>19</sup> Ver Bastos (2000)

O acordo de Basiléia, assinado em 1988 foi o grande responsável por esse avanço. Por este acordo foi criado o Comitê de Basiléia de Supervisão Bancária. Formada por representantes da Alemanha, Bélgica, Canadá, Estados Unidos, França, Holanda, Itália, Japão, Reino Unido e Suécia, o chamado grupo dos dez(G-10), esse comitê estabeleceu regras para assegurar a convergência das normas que regulam os Bancos internacionais, visando sobretudo, controlar riscos, principalmente os de crédito. Isto porquê, na maioria das vezes, os casos de “quebras” e bancos tinham por motivo o crédito mal administrado, o que acabava afetando sua liquidez.

Observando os problemas estruturais do sistema financeiro do Brasil, a autoridade Monetária Brasileira, o Banco Central, criou a Res. 2682, seguindo o acordo da Basiléia, que visa, principalmente, impor critérios de avaliação de risco de crédito através de classificação de risco: “rating”, como também ao provisionamento necessário a cada risco, visando proteger a economia de eventuais riscos sistêmicos. A classificação e percentuais de provisionamento estão descritos na tabela abaixo:

**TABELA 2.1**

<b>Nível</b>	<b>% Provisionamento</b>
AA	Zero
A	0,5
B	1
C	3
D	10
E	30
F	50
G	70
H	100

Pela Res. 2682<sup>20</sup>, os bancos devem observar em suas concessões, no mínimo, conforme o Art. 2: “ A classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

I- Em relação ao devedor e seus garantidores:

- a) Situação econômico-financeira;
- b) Grau de endividamento;
- c) Capacidade de Geração de resultados;
- d) Fluxo de Caixa ;
- e) Administração e qualidade de controles;
- f) Pontualidade e atrasos nos pagamentos;
- g) Contingências;
- h) Setor de Atividade Econômica;
- i) Limite de Crédito

II – Em relação a Operação

- a) Natureza e finalidade da operação;
- b) Características das garantias, particularmente quanto a suficiência e liquidez;
- c) Valor.

### **2.3.3 RISCO DE CRÉDITO E INSOLVÊNCIA**

---

<sup>20</sup> A Res. 2682 dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Ver no Anexo 3 a Resolução na íntegra.

O padrão de financiamento das empresas definirá como as aplicações de recursos estão sendo lastreadas e qual grau de segurança os capitais de terceiros estão expostos.

O dilema provocado pelas necessidades infinitas com os recursos limitados gera decisão intuitiva ou consciente de se obter ou conceder crédito. Qualquer que seja o ângulo analisado, os recursos disponíveis são inferiores às expectativas provocadas pelo processo evolutivo do homem e, conseqüentemente das organizações. Isso leva em conta a liquidez das empresas e da economia como um todo. Da qualidade da liberação(concessão) por parte dos bancos e da alocação(investimentos - capital de giro) por parte das empresas, a exposição ao risco é inerente ao processo produtivo e o setor bancário tem o papel precípua de amenizar esta exposição para ambas as partes: devedor e credor.

Com relação à liquidez, o risco surge quando os titulares dos passivos das empresas, tais como bancos, fornecedores, governo e outros credores exigem, em troca de seus direitos financeiros, o pagamento imediato em dinheiro. Nesse caso, a empresa é obrigada a obter recursos adicionais ou a se desfazer de ativos para atender suas necessidades de caixa. Para SAUNDERS(2000), em casos extremos os problemas de liquidez podem causar risco de insolvência.

Risco de insolvência é a possibilidade da empresa não honrar os compromissos assumidos nos respectivos vencimentos ou o risco de uma organização se tornar incapaz de cobrir as perdas geradas por todos os outros tipos de risco.

Para o mercado financeiro, especialmente os bancos, observa-se em PERERA(1998) que: “Risco de crédito é o risco da contraparte deixar de cumprir suas obrigações relativas ao serviço da dívida”. Pode-se verificar então, a íntima relação entre o risco de insolvência e o risco de crédito.

A liquidez passa a ser o fator principal de separação entre ser ou não ser solvente, inadimplente, concretizando assim, as avaliações do risco de crédito *a priore*.

A baixa liquidez da empresa tanto pode ser causa de inadimplemento, provocando uma insolvência futura, como consequência da possibilidade de insolvência – da percepção de risco maior pelo mercado, restringindo seu acesso ao mercado de capitais e bancário.

## **2.4 MODELO DE RISCO DE CRÉDITO<sup>21</sup>**

Avaliar o risco de crédito é, portanto, avaliar a probabilidade do agente(tomador de crédito) não honrar suas obrigações nos respectivos vencimentos, implicando na percepção e compreensão do risco para se proteger contra ele.

Evidentemente, a avaliação do risco de crédito pode conter algum grau de arbitrariedade por conta da metodologia adotada. Mas, obviamente, a avaliação é mais cuidadosa nos empréstimos de elevado valor, principalmente a pessoas jurídicas. Nos empréstimos de pequeno valor, de pessoas físicas, a avaliação é em geral padronizada, por tipo de operação, negando crédito a pessoas que não tenham uma renda mínima compatível com o empréstimo, ou das quais constem informações negativas em cadastros de proteção ao crédito. Nesses casos,

---

<sup>21</sup> Um modelo é a forma matemática de se repetir uma experiência, e os modelos financeiros podem ser vistos como representação do trabalho mental e capital, ou “..um meio produzido de solução de problemas. Representam, em outras palavras, o acúmulo de conhecimento, experiência e experimentação humanos que pode ser aplicado à explicação da maneira como as pessoas se comportam ou as coisas funcionam”. Ver CAQUETE & ALTMAN (1999, 117)

visivelmente o risco de crédito é mais elevado, associado ao histórico de inadimplência passada do próprio instrumento.

Para tirar a subjetividade da decisão individual do crédito por meio do analista ou gerente conessor, desenvolveram-se os modelos quantitativos de crédito. Tais modelos de *rating* de risco são desenvolvidos a partir de grandes conjuntos de dados. Na maioria dos modelos, os dados consistem dos históricos financeiros e de inadimplência de uma amostra de empresas reais. Informações subjetivas sobre os tomadores têm pouco -ou nenhum- peso nestes modelos. Os modelos quantitativos retiram do indivíduo a decisão de ele conceder o crédito à luz de sua própria experiência pessoal e sim à luz da experiência da organização com clientes nos últimos anos, observe que a população a ser analisada ganha grandes proporções em relação a amostra de um só indivíduos.

## **2.4.1 PRINCIPAIS MODELOS DE AVALIAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO**

Os estudos sobre análise e predição de falência iniciou-se em 1968 com Edwards Altman na publicação do artigo "*Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*". A partir daí, uma série de estudos e modelos foram propostos e utilizados no mercado.

Os modelos a seguir são baseados em equações com ponto crítico (corte)<sup>22</sup> igual a um determinado *score*  $x$ (soma de pontos), ou seja, quando a soma dos pontos está abaixo de  $x$  ( $Z < x$ ), a empresa é considerada com problemas financeiros. No Brasil, os principais modelos, que usam critérios estatísticos como análise discriminante, entre outros, são:

### **2.4.1.1 MODELO DE ALTMAN (1979)**

---

<sup>22</sup> O item 2.5.1 dá mais detalhes sobre o ponto de corte.

Para a escolha dos indicadores econômico-financeiros a serem usados, o autor observou algumas estatísticas referentes as empresas, entre estas, observou que o endividamento sobre o patrimônio líquido cresceu de 85% para 110% entre 1970 a 1975, ao mesmo tempo, observaram que as despesas financeiras tiveram crescimento percentual superior ao do lucro líquido, assim, observaram que as empresas estavam corroendo seus resultados a partir do endividamento. A metodologia do trabalho foi análise discriminante, tendo sido utilizadas 23 empresas com problemas financeiros e 35 empresas sem problemas financeiros. Foram utilizadas cinco variáveis, conforme descritas no modelo a seguir.

Empresas com problemas financeiros foram aquelas com problemas formais de falência ou concorda. Aquelas que não se enquadravam nesta situação eram definidas sem problemas financeiros.

Altman obteve o índice de 83% de acerto na classificação de empresas solventes e de 77% para a classificação das empresas insolventes. O modelo é baseado nas equações com ponto crítico(corte) igual a zero, ou seja, quando a soma dos pontos está abaixo de zero,  $Z < 0$ , a empresa é considerada com problemas financeiros.

$$Z_1 = -1,44 + 4,03 X_2 + 2,25X_3 + 0,14 X_4 + 0,42 X_5$$

$$Z_2 = -1,84 - 0,51 X_1 + 6,32X_3 + 0,71 X_4 + 0,53 X_5$$

Onde:  $Z_1$  ou  $Z_2$  = Total dos pontos obtidos

$X_1$  = Ativo Circulante – Passivo Circulante / Ativo total

$X_2$  = Reservas e Lucros Suspensos / Ativo Total

$X_3$  = Ativo Total

$X_4$  = Patrimônio Líquido / Exigível Total

$X_5$  = vendas / Ativo Total

#### **2.4.1.2 MODELO DE MATIAS(1978)**

Matias utiliza análise discriminante usando 100 empresas de vários setores, sendo 50 solventes e 50 insolventes. Definindo como insolvente aquelas empresas que tiveram processos de concordata e/ou falência decretada.

O modelo obteve o índice de 70% de acerto na classificação de empresas solventes e de 77% para a classificação das empresas insolventes. O modelo é baseado nas equações com o ponto crítico sendo zero:

$$Z = 23,79 X_1 - 8,26X_2 - 9,868 X_3 - 0,76 X_4 - 0,535 X_5 + 9,912 X_6$$

Onde: Z = Total dos pontos obtidos

$X_1$  = Patrimônio Líquido / Ativo Total

$X_2$  = Financiamento e Empréstimos bancários / Ativo Circulante

$X_3$  = Fornecedores /Ativo Total

$X_4$  = Ativo Circulante / Passivo Circulante

$X_5$  = Lucro Operacional / Lucro Bruto

$X_6$  = Disponível / Ativo Total

#### **2.4.1.3 MODELO DE ELIZABETSKY(1976)**

Elizabetsky utiliza análise discriminante usando 373 empresas, sendo 99 más e 274 boas. Também aqui foi utilizado o critério de concordata ou falência decretada para a discriminação entre boa e má. As empresas foram escolhidas do ramo de

confeções, que foi o setor com maior problemas de liquidez na época. Iniciou o trabalho com 60 índices, tendo usado um processo de análise de correlações entre grupos de índices com o objetivo de reduzir a quantidade de variáveis.

Chegou a um grupo de 38 índices, que foram analisados empiricamente no modelo até chegar a um modelo de 5 índices.

O modelo obteve o índice de 74% de acerto na classificação de empresas solventes e de 63% para a classificação das empresas insolventes. O modelo é baseado nas equações com ponto crítico igual a 0,5, acima deste valor a empresa estará solvente, abaixo, insolvente:

$$Z = 1,93 X_1 - 0,20X_2 + 1,02 X_3 + 1,33 X_4 - 1,12 X_5$$

Onde: Z = Total dos pontos obtidos

$X_1$  = Lucro Líquido / Vendas

$X_2$  = Disponível / Ativo Permanente

$X_3$  = Contas a receber / Ativo Total

$X_4$  = Estoque / Ativo Total

$X_5$  = Passivo Circulante / Ativo Total

$X_6$  = Disponível / Ativo Total

#### **2.4.1.4 MODELO DE PEREIRA, SILVA(1997)**

Pereira utiliza também análise discriminante, no entanto, os pesos decorrem da sua ordem de grandeza e de sua importância relativa no conjunto juntamente com os fatores de segmentação de empresas e de horizonte de tempo.

Obteve o índice de 90% de acerto na classificação de empresas solventes e de 86% para a classificação das empresas insolventes. O modelo é baseado nas

equações com ponto crítico igual a zero, acima deste valor a empresa estará solvente, abaixo, insolvente:

$$Z = 1,93 X_1 - 0,20X_2 + 1,02 X_3 + 1,33 X_4 - 1,12 X_5$$

Onde: Z = Total dos pontos obtidos

$X_1$  = Lucro Líquido / Vendas

$X_2$  = Disponível / Ativo Permanente

$X_3$  = Contas a receber / Ativo Total

$X_4$  = Estoque / Ativo Total

$X_5$  = Passivo Circulante / Ativo Total

$X_6$  = Disponível / Ativo Total

#### **2.4.1.5 MODELO DE KANITZ(1978)**

Kanitz é o pioneiro no uso da análise discriminante no Brasil. Obtêm-se o fator de insolvência e compara-o em uma escala denominada pelo autor de “Termômetro de Insolvência”. Obteve o índice de 80% de acerto na classificação de empresas solventes e de 68% para a classificação das empresas insolventes. O modelo é baseado nas equações em que estará insolvente se FI for inferior a -3; a sua classificação estará indefinida entre -3 e 0 e acima de 0 estará na faixa de solvência.

$$FI = 0,05 X_1 + 1,65X_2 + 3,55 X_3 - 1,06 X_4 - 0,33 X_5$$

Onde: FI = Fator de Insolvência = Total dos pontos obtidos

$X_1$  = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido

$X_2$  = Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo / Exigível Total

$X_3$  = Ativo Circulante - Estoque / Passivo Circulante

$X_4$  = Ativo Circulante / Passivo Circulante

$X_5 = \text{Exigível Total} / \text{Patrimônio Líquido}$

#### **2.4.1.6 MODELO DE SCARPEL(2000)**

O autor utilizou empresas de capital aberto cujas informações estavam disponíveis na comissão de valores Imobiliários(CVM). Empresas insolventes eram as empresas concordatárias e solventes as que estavam com operação normal. Deste modo, foram selecionadas 41 empresas solventes e 35 insolventes. Do total de 76 empresas, 60 foram utilizadas na calibração do modelo e 16 empresas na sua verificação.

Os indicadores utilizados foram índice de liquidez corrente, giro do ativo total, índice de endividamento total e retorno sobre ativo. Para verificar se as variáveis escolhidas eram boas variáveis explicativas, o autor utilizou a regressão linear simples com cada variável explicativa e a variável dependente binária, comparando os resultados com a correlação entre elas. O resultado foi a escolha para o modelo das seguintes variáveis explicativas: Giro do Ativo, Endividamento Geral e Retorno sobre o Ativo.

O autor utilizou o modelo Logit para a regressão, conseguindo uma performance global do modelo de 87%.

#### **2.4.2 COMENTÁRIOS SOBRE OS MODELOS**

Percebe-se a evolução dos modelos sobre a característica dos clientes, principalmente após a introdução da modelagem estatística, o que possibilitou a massificar a análise de concessão do crédito.

Excetuando-se o modelo de Scarpel, observa-se a falta de uso dos modelos Logit ou Probit<sup>23</sup>, principalmente devido a facilidade do uso e interpretação da análise discriminante. Também observa-se aqui o uso irrestrito de diversos indicadores sem uma teoria *a priori* que os respaldem, apesar de serem respaldados pela resposta do modelo no poder de discriminação do agente. Por exemplo, embora Altman use cinco indicadores, a base é o ativo total, já Kanitz se baseia nos indicadores de liquidez.

Apesar do uso de instrumentos estatísticos para escolha e redução de indicadores, não há preocupação com problemas econométricos advindos do uso da análise discriminante e/ou indicadores financeiros, como por exemplo, heterocedasticidade dos resíduos, multicolinearidade das variáveis explicativas, etc. Também não observamos citações sobre o ambiente de informação assimétrica que é comum nestes agentes(empresas) como também a falta de se inserir o custo dos diferentes tipos de erros nas previsões (tipo II – empresas más classificadas como boas e tipo I – empresas boas classificadas como más)

## **2.5 MODELO DE DECISÃO**

Os sistemas de concessão de crédito, escoragem ou julgamental, estão baseados na premissa de que o futuro, pelo menos a curto prazo, será muito parecido com o passado recente. Não há como saber com antecedência se uma empresa pagará ou não, como não se pode saber se uma criança será ou não presidente da república. Assim, na modelagem procura-se fazer um comparativo entre as características das pessoas(no caso empresas) que tiveram seus créditos inadimplidos e as características das pessoas cujo crédito foi cumprido. Em outras palavras, procura-se traçar o perfil dos bons e maus clientes.

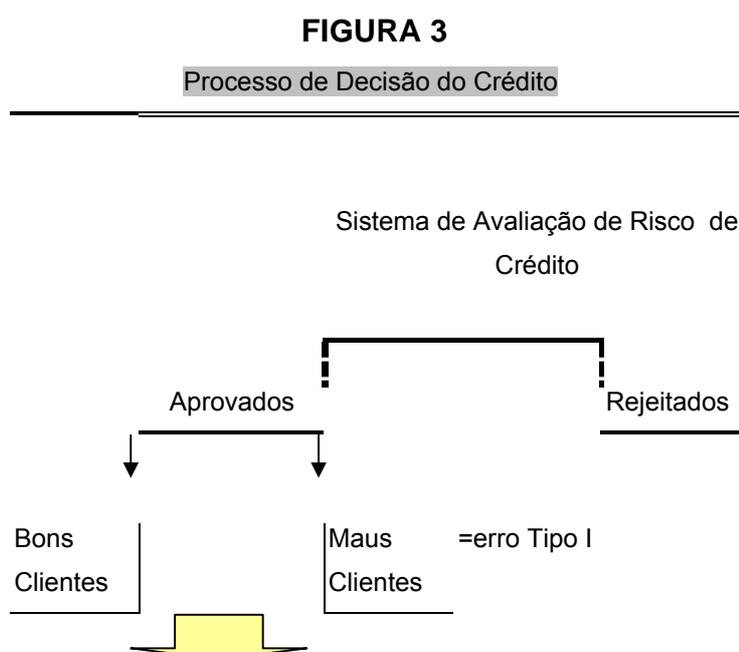
---

<sup>23</sup> Embora o uso da modelagem econométrica Logit já está sendo realizada em trabalhos acadêmicos, seu uso ainda é pouco difundido no mercado de crédito. O modelo Probit é pouco utilizado em modelos de risco a nível acadêmico e no mercado de crédito não há uso percebido nas referências deste trabalho.

Após quantificado pelo modelo o risco inerente a cada tomador e grupo de tomadores, resta à Política de Crédito a decisão da concessão ou não a cada grupo por grau(classificação) de risco. Esta decisão está lastreada por vários aspectos, a saber:

- i) Nível de exposição de risco a que estará exposta a instituição para cada grupo de cliente;
- ii) Probabilidade de perda por grupo;
- iii) Estimação de lucro por grupo;
- iv) Ponto de equilíbrio;
- v) Conforme Res. 2682 BACEN, deve-se observar o percentual de provisionamento por grupo de risco.
- vi) Aspectos mercadológicos ( conquista de mercado, foco setorial, etc.)

A decisão do crédito segue o processo :



### 2.5.1 PONTO DE CORTE OU VALOR DE CORTE (Vc)

É o ponto de decisão onde irá separar aqueles que irão ou não receber crédito. O Ponto de Corte( $V_c$ ) será o ponto na escala de *scores*<sup>24</sup> no qual todos os proponentes serão aprovados se estiverem igual ou acima dele e serão reprovados aqueles que estiverem abaixo de  $V_c$ .

$F(i)$  = Função Discriminante, Probit ou Logit (score do cliente  $i$ ).

Então:

$F(i) \geq V_c \longrightarrow$  Aprovado

$F(i) < V_c \longrightarrow$  Reprovado

### 2.5.2 CRITÉRIOS NA DEFINIÇÃO DO PONTO DE CORTE

#### a) Otimização da rentabilidade

O objetivo é determinar o ponto(ou classe) onde o prejuízo dos maus equivale à margem de contribuição dos bons. Como as taxas de sinistros são declinantes, conforme se aumenta o valor do *score*, a partir do ponto de equilíbrio sabemos que sempre haverá lucro.

Neste objetivo, pode-se obter o ponto de corte a partir de uma das duas premissas:

---

<sup>24</sup> *Score* é o resultado ou a nota definida pela soma dos produtos de cada indicador pelo respectivo coeficiente estimado. Na análise discriminante, seria  $y(\text{score}) = ax_1 + bx_2 + \dots + zx_n$ .

- i. O Ponto de Corte com a maior performance geral, ou seja, utilizando-se da amostra que servir de lastro para o modelo, utiliza-se o  $V_c$  que resultar no maior percentual de acerto geral.
- ii. O Ponto de Corte com menor Erro Tipo I. Como este erro, de aceitar um cliente ruim e este inadimplir, geralmente é o de maior custo, geralmente os bancos focam na minimização deste custo.

b) Probabilidade de default 0,5

Extremamente simples mais muito utilizado na prática, principalmente para cálculo da performance do modelo nos trabalhos acadêmicos. A idéia é que  $V_c$  seja igual a 0,5, deste modo, todo cliente que tiver a probabilidade de inadimplir acima de 50% terá seu crédito negado e, ao contrário, aquele que tiver probabilidade igual ou superior a 50% de pagar terá seu crédito concedido.

c) Ponto de Corte pela média ponderada da amostra.

Para averiguar a performance do modelo, deve-se observar o número de observações retiradas da população, pois caso tenhamos amostras com tamanho diferentes para os clientes bons e maus, não devemos utilizar da média dos *scores* ou simplesmente 0,5, uma vez que teremos probabilidades diferentes. Por exemplo, vamos supor que a amostra é composta de 60% de clientes bons e 40% de clientes ruins, neste caso, as probabilidades de alocar de forma incorreta um elemento são distintas.

Nestes casos, uma alternativa é calcular o *score* crítico pela média ponderada em relação ao número de elementos de cada amostra como segue:

Onde:

$$V_c = \frac{n_1 Z_2 + n_2 Z_1}{n_1 + n_2}$$

$n_1$  = Número de Observações do Grupo 1

$n_2$  = Número de Observações do Grupo 2

$Z_1$  = Média dos *scores* do Grupo 1

$Z_2$  = Média dos *scores* do Grupo 2

d) Programação Linear Inteira (PLI) no Processo de Decisão

Programação Linear se insere dentro dos métodos de Programação Matemática. Os métodos de Programação Matemática fornecem modelos, na sua maioria determinísticos, normativos(e otimizantes), visando problemas de decisão, bem estruturados, onde o grande desafio é a natureza combinatória das soluções. Veremos com mais detalhe no capítulo a seguir dedicado a metodologia.

### 3 METODOLOGIA

---

Neste trabalho, o modelo de risco tenta avaliar a capacidade de uma ou mais variável usada como sinalizador de possível insolvência ser eficiente na discriminação de empresas boas ou más, entendendo-se como boa a que tem condições econômico-financeiras de honrar seus compromissos. Para cumprir estes objetivos, utilizou-se critérios estatísticos, matemáticos e econométricos na construção do modelo sobre as variáveis escolhidas.

#### 3.1 CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS E DE INDICADORES

A percepção(feeling) através do qual se define cliente “bom” ou “ruim” pode ser resumida pela forma qualitativa(subjetivas, por levarem em conta a opinião de quem avalia o crédito) e quantitativa(objetivas ou econométricas por utilizarem modelos matemáticos)<sup>25</sup>

---

<sup>25</sup> Ver SILVA, José Pereira-(1998) e SECURATO, José Roberto(2002).

A tomada de decisão deve apoiar-se em probabilidades para estimar diferentes resultados, estados da natureza, de modo que sua expectativa se baseie em dados históricos. A tomada de decisão, assumindo risco em um determinado evento, deve observar os aspectos relacionados a probabilidade de acontecer o indesejado, a perda pelo resultado inesperado e o ganho por assumir o risco.

Quando é focado apenas um dos elementos, sem avaliação dos outros, pode-se assumir riscos além dos desejados. Não se pode esquecer, no entanto, que muitas vezes realiza-se um evento várias vezes e, se existe probabilidade de um resultado indesejado acontecer, a cada repetição, eles aumentam. Mas os ganhos deverão ser superiores aos resultados negativos, caso contrário, não se decidirá pela realização dos eventos.

A partir do conhecimento e formação de um banco de dados dos eventos, é possível a confecção de um modelo de risco com o objetivo de aferição e classificação.

O desenvolvimento do modelo de risco de crédito envolve a identificação de uma ampla amostra de empresas que faliram e a coleta de perfis financeiros e não-financeiros dessas empresas um ou dois anos antes da falência ou problemas financeiros. Esses dados são, então, reunidos num pool com perfis semelhantes de empresas que ainda estão ativas. Usando ferramentas estatísticas como a análise discriminante e a regressão logística pode-se identificar características fundamentais e ponderar sobre elas, a fim de separar as empresas falidas das não-falidas.

As etapas do desenvolvimento do modelo são:

- 1 Planejamento e definições da Política de crédito:

► Qual o foco do modelo. com relação aos clientes, por exemplo: o objetivo é disponibilizar linhas de crédito para empresas de médio e grande porte, o chamado *middle market* ; o prazo das operações são de curto, médio ou longo prazos;

2. Amostra Aleatória e representativa da população:

► A população selecionada deve ser compatível com o foco do crédito, por exemplo, caso o objetivo seja disponibilizar linhas de crédito para empresas de médio e grande porte, o chamado *middle market*, a composição da amostra deve vir necessariamente desta população de empresas.

3. Identificação das variáveis potenciais;

► Escolha dos indicadores(sinalizadores).

4. Dividir amostra em bons e maus para o estudo das variáveis de perfil:

► Tendo como base o desempenho passado dos clientes, esta etapa visa definir o que é cliente bom e mau. Por exemplo: pode ser considerado cliente mau aquele que ficou inadimplente acima de 30 ou 60 dias.

Objetivo: identificar variáveis de perfil que guardam relação com o comportamento(bom e mau)

5. Regressão Logística, Probit, Discriminante ou outros Métodos:

► É a análise multivariada. De acordo com o comportamento da amostra, verifica-se a adequação do melhor modelo de regressão, a partir daí, extraem-se os pesos de cada variável explicativa utilizada.

6. Notas(scores):

- ▶ É a soma dos valores de cada variável multiplicada pelo respectivo peso.

7. Ponto de corte:

- ▶ O ponto de corte é a média das médias dos escores discriminantes de cada grupo. Se o escore discriminante for igual ou menor do que o ponto de corte, a observação vai pertencer a um grupo ou outro.

### 3.1.1 FONTE DOS DADOS E FILTRAGEM

A fonte principal dos dados vem da ECONOMÁTICA(data @ software *investment analysis*), trata-se de um rico banco de dados colhidos na Bolsa de Valores com universo de empresas nacionais e estrangeiras com ação na bolsa.

A amostra inicial era composta de 241 empresas da Indústria Manufatureira. Deste total foram retiradas 102 empresas as quais não dispunham de ativo nos anos utilizados, restando 139 empresas. Destas empresas, mais um filtro foi necessário, retiramos todas as empresas que tinham Patrimônio Líquido(PL) negativo, isto foi feito para eliminar um viés teórico, pois empresas com  $PL < 0$  estão totalmente comprometidas financeiramente, uma vez que tal situação evidencia que os sócios não são mais proprietários da empresa e sim, terceiros. Outro motivo foi para excluirmos as variáveis com valores extremos. As empresas com  $PL < 0$  ficavam com seus indicadores extremamente elevados, causando distorção na análise. Assim, ficamos com 114 empresas.

Das 114 empresas, 63 são caracterizadas como “boas” e 51 como “Más” , esta última segundo o critério de inadimplência acima de 30 dias no mercado financeiro em 2005.

A estabilidade do modelo ou performance é testada ao utilizarmos dados de solvência e insolvência de outubro e dezembro de 2004, ou seja, empresas fora da amostra da estimação do modelo. Nesta amostra de 98 empresas, foram classificadas pelo mesmo critério já exposto, 75 como “boas” e 23 “Más”. Também aqui retiramos as empresas com  $PL < 0$ . Na verdade, uma empresa com  $PL < 0$  sequer entra para análise de risco, é o que se chama no sistema financeiro de “*red flag*”. É o sinal vermelho para ser avaliado.

As variáveis necessárias para testar o modelo foram obtidas a partir dos demonstrativos contábeis anuais das empresas no período de 2003 e 2004 as quais estão apresentadas no Anexo I.

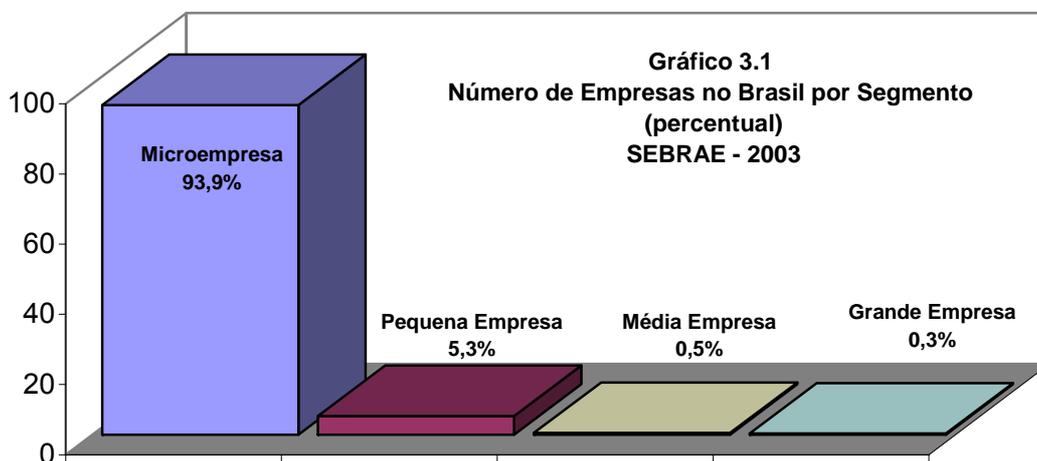
### **3.1.2 INFORMAÇÕES CONTÁBEIS E ASSIMETRIA INFORMACIONAL**

Fundamental fonte de informação sobre o agente(empresas), os demonstrativos financeiros são a base da busca de sinalização do tipo da empresa: Baixo ou Alto risco.

Conforme Pereira(1997) a matéria-prima para a decisão de crédito é a informação. A obtenção de informações confiáveis e o competente tratamento das mesmas constituem uma base sólida para uma decisão de crédito segura.

A contabilidade financeira no Brasil é extremamente regulamentada. Embora denominada Lei da S/A, a lei 6.404/76 fornece os principais conceitos que são utilizados na contabilização de operações pelas empresas brasileiras. Além da referida lei, instituições atuando em setores específicos regulam aspectos de contabilidade, como a Comissão de valores Mobiliários – CVM e a Superintendência de Seguros privados – SUSEP. Todavia, o maior impacto na produção das informações contábeis no Brasil é dado pela Legislação Tributária. O caso mais clássico é dado pela exigência de auditoria externa e publicação de demonstrações contábeis apenas para sociedades anônima.

Outro aspecto forte está ligado a tributação com base no lucro presumido que desobriga as empresas de apurarem mensalmente o lucro. Estão enquadradas no lucro presumido, empresas com faturamento anual até R\$ 48 milhões. Considerando que 99,2% das empresas brasileiras apresentam faturamento até R\$ 2.133.222,00(estatuto da micro e pequena empresa), das 0,8% restantes apenas as que faturam acima de R\$ 48 milhões, apuram lucro real no sistema contábil.



Fonte: Sebrae

Um outro aspecto importante, para o entendimento do tema, é a concentração do controle acionário no Brasil, das sociedades anônimas: segundo o relatório publicado pela McKinsey & Company(*From Local Control to Global Influence*, 2000,

p.18), 95% das empresas negociadas na Bovespa têm três ou menos acionistas com mais de 50% dos direitos de voto.

Essa concentração tem implicações diretas para a contabilidade. Em empresas com poucos acionistas a contabilidade perde seu papel de redutora de assimetria de informação entre acionistas e usuários da contabilidade. Nessas empresas o acionista majoritário possui acesso privilegiado às informações gerenciais da empresa, não necessitando da contabilidade para orientar suas decisões de investimento.

No Brasil, essa situação é mais extrema, pelo reduzido número de sociedades anônimas com capital aberto. Assim, como comenta Pereira(1997): “ para a vasta maioria das empresas, as demonstrações financeiras não correspondem à realidade de suas operações”.

Segundo Antônio Gledson(2002) no que se refere a transparência, bons padrões bancários das demonstrações financeiras são fundamentais. No Brasil, eles dependem do status societário da empresa como foi visto anteriormente. As sociedades anônimas os têm definidos pela lei Federal 6404/76 e as demais empresas os balanços atendem unicamente ao fisco. O relacionamento causado pela assimetria de informação tem outros determinantes. No caso da seleção adversa, o problema torna-se mais grave quando o valor residual ao qual os credores têm direito no caso de falência é pequeno.

### **3.1.3 INDICADORES ( SINALIZADORES ) ECONÔMICO-FINANCEIROS**

Os modelos averiguados na análise empírica se utilizam de informações contábeis extraídas das demonstrações financeiras. O balanço Patrimonial tem suas contas auto-correlacionadas. Sendo o ativo igual ao passivo, variações em uma

conta provocam variações direta ou indiretamente em outras subcontas<sup>26</sup>, principalmente quando se usa indicadores<sup>27</sup>, fazendo com que elas tenham correlação alta mesmo usando duas demonstrações, como por exemplo, usando o Demonstrativo de Resultados(DRE) e Demonstrativo das origens e aplicações de Recursos(DOAR).

Muitas vezes temos identidades, sendo assim, em grande parte, os dados não podem ser diretamente utilizados para estimação econométrica e inferências estatísticas, pois o resultado da regressão virá de uma identidade contábil e não de uma relação de causa e efeito embasada por uma teoria a priori.

Desta forma, como afirma Waldery e Giovani(1999), deve-se extrair o conteúdo propriamente econômico das diversas rubricas da contabilidade empresarial e com atenção ao problema de dupla contagem e multicolinearidade.

Deste modo, a utilização da análise fatorial de componentes principais é realizada com o propósito de localizar de forma objetiva categorias independentes de variáveis(“índices”), de forma que, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, evitasse a redundância informativa e os problemas que a existência de multicolinearidade podem provocar no resultado da análise.

### **3.1.3.1 ESCOLHA DOS ÍNDICES FINANCEIROS**

A análise das demonstrações financeiras é baseada no conhecimento e uso de índices ou valores relativos. A análise envolve os métodos de cálculo e interpretação dos índices financeiros, para avaliar o desempenho, lucratividade, a

---

<sup>26</sup> Por exemplo: O aumento de Estoques leva a um aumento de Fornecedores, financiamentos ou diminuição de caixa.

<sup>27</sup> Indicadores geralmente é uma razão entre contas, por exemplo, LC(Liquidez Corrente) = AC/PC .

situação e grau de risco de uma empresa, riscos atrelados à continuidade de seu negócio.

Segundo GITMAN(1997), por conveniência, os índices financeiros podem ser subdivididos em quatro grupos: índices de liquidez, de atividade, de endividamento e de lucratividade. Os índices de liquidez, de atividade e de endividamento estão relacionados, fundamentalmente, com o risco da empresa, pois medem a exposição da empresa ao risco, oriundo tanto de pressões de liquidez a curto prazo quanto de necessidade de solvência de longo prazo.

Focando na hipótese do trabalho de que a estrutura de capital poderá fornecer bons indicadores da saúde financeira da empresa e assim, diminuir os problemas de seleção adversa, buscamos mais indicadores de Estrutura de Capital e, conseqüentemente, de endividamento para tentarmos captar a melhor sinalização do agente empresarial quanto ao seu risco de crédito. No entanto, com o objetivo de usarmos em nosso modelo toda informação disponível relevante da empresa e assim, evitarmos erros de especificação, buscamos também selecionar os indicadores mais representativos de cada um dos grupos acima citados.

A escolha dos indicadores levou em consideração prioritariamente o ambiente de informação assimétrica, assim, a escolha observou os indicadores que, teoricamente, menos podem ser manipulados, maquiados nos demonstrativos e que menos sofrem a administração tributária, ou seja, que são menos influenciados por contas(do ativo, passivo e demonstração de resultados) que são “trabalhadas” para pagamento de menos impostos e outros objetivos. Neste caso, podemos classificar em ordem de menos influência: Estrutura, liquidez e Lucratividade. A estrutura de capital e Liquidez têm como fonte principal o Balanço Patrimonial e como se trata de dados de estoque, a comprovação dos valores absolutos são mais fáceis de serem verificados. Já os índices de lucratividade com base do Demonstrativo de Resultado, que tem dados de fluxo, são mais suscetíveis de manipulações.

Observe que não incluímos o grupo de análise de atividade, na verdade, alguns autores o colocam como rentabilidade ou lucratividade. Aqui, inserimos o Giro do Ativo no grupo de rentabilidade, embora GITMAN(1997) o classifique como de atividade. A seguir temos os indicadores escolhidos por grupo:

i) Liquidez

Os índices desse grupo mostram a base da situação financeira da empresa, uma vez que a liquidez é medida pela capacidade de satisfazer suas obrigações de curto prazo.

Estes índices são inversamente proporcionais ao risco, pois indica quanto a empresa possui em dinheiro e direitos de curto prazo para fazer face aos pagamentos das dívidas.

i.1) Liquidez Geral ( LG) =  $\frac{\text{Ativo Circulante} + \text{realizável a Longo Prazo}}{\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível a Longo Prazo}}$

i.2) Liquidez Corrente(LC) =  $\frac{\text{Ativo Circulante}}{\text{Passivo Circulante}}$

i.3) Ativo Financeiro Circulante(AFC) =  $\frac{\text{Ativo Financeiro Circulante}}{\text{Ativo}}$

i.4) Fluxo Bruto = Fluxo de Caixa bruto sobre ativo.

ii) Lucratividade - Rentabilidade

Esse grupo mostra a rentabilidade dos capitais investidos, portanto, qual o grau de êxito econômico da empresa.

São indicadores de quanto maior melhor, pois referem-se à rentabilidade da empresa, logo, está inversamente relacionada com o risco de crédito.

ii.1) Giro do Ativo =  $\frac{\text{Vendas Líquidas}}{\text{Ativo}}$

ii.2) Margem Líquida =  $\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Vendas Líquidas}}$

- ii.3) Rentabilidade do Ativo =  $\text{Lucro Líquido} / \text{Ativo}$
- ii.4) Rentabilidade do Patrimônio Líquido =  $\text{Lucro Líquido} / \text{Patrimônio Líquido}$
- ii.5) Lucro Bruto =  $\text{Lucro Bruto} / \text{Ativo}$
- ii.6) Alavancagem Financeira =  $(\text{Lucro Líquido} / \text{PL}) / (\text{Lucro Operacional} / \text{Ativo Operacional})$

### III) Endividamento – Estrutura de Capital

Este grupo mostra as grandes linhas de decisões financeiras. A situação de endividamento indica o montante de recursos de terceiros que está sendo usado, na tentativa de gerar lucros.

Estes índices são do tipo quanto menor, melhor, ou seja, relacionam-se diretamente com o risco de crédito.

- iii.1) Participação de Capital de Terceiros(CT) =  $\text{Capitais de terceiros} / \text{Ativo}$
- iii.2) Composição da Dívida(Comp) =  $\text{Passivo Circulante} / \text{Capitais de Terceiros}$
- iii.3) Participação do Imobilizado no Ativo =  $\text{Ativo Permanente} / \text{Ativo Total}$
- iii.4) Exigível a Longo Prazo no Ativo =  $\text{ELP} / \text{Ativo}$
- iii.5) Passivo Financeiro Circulante(PFC) =  $\text{Passivo Financeiro Circulante} / \text{Ativo}$
- iii.6) Capital Total Financeiro (CTF) =  $\text{Passivo Financeiro Circulante} + \text{ELP} / \text{Ativo}$
- iii.7) Capital de Terceiros sobre o Patrimônio Líquido
- iii.8) Dívida Total Líquida sobre o Passivo Total

#### **3.1.4 DEFINIÇÃO DO TIPO DO AGENTE**

Cada empresa tem um conjunto de informações individuais, específicas em termos de qualidade e quantidade, apesar destas estarem presentes em todas as

empresas. A partir destas informações, temos que classificar as empresas em dois grupos: um em que as empresas tenham capacidade de pagamento do crédito e outro que não tenha, ou seja, extrair das informações disponíveis qual o tipo do agente(empresa).

Sabe-se que cada elemento integrante dos grupos ou extratos exemplificados possui uma gama de informações, como, por exemplo, lucro, dívida, margens, Patrimônio Líquido, tempo de existência, experiência dos sócios-diretores, etc. Em tais circunstâncias, desejamos, pela observação da amostra, predizer os grupos aos quais pertencem novas observações ou ainda que características são mais importantes na distinção entre os elementos de um e outro grupo.

Extratifica-se então a amostra em empresas “Boas” e “Más” e verifica-se em que amostra o nível “Vc”<sup>28</sup> de equilíbrio se enquadra. Na verdade, tenta-se observar se o “Vc” verificado é um bom separador(discriminador) ao mercado da situação econômico-financeira da empresa e, estando em função das variáveis explicativas, traduz-se num ponto de corte aceitável para separar empresas “ boas” e “más” e, assim, definir nosso modelo de risco. Lembrando que “Vc” define o agente pelo conjunto das informações disponibilizadas pelo mesmo.

Definição:

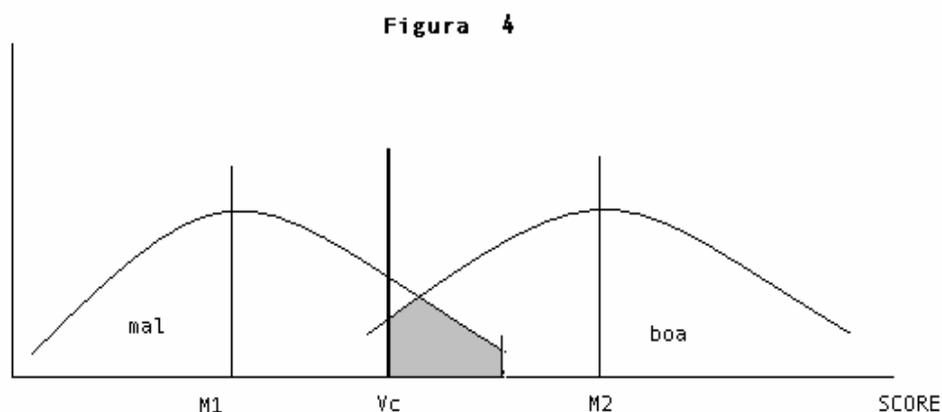
Empresa “BOA” - Adimplente = Empresa que esteve adimplente ao longo de 2005 junto ao mercado financeiro.

Empresa “ MÁ” - Inadimplente = Empresa que esteve inadimplente por um período acima de 30 dias ao longo de 2005 junto ao mercado financeiro.

---

<sup>28</sup> Refere-se ao nível de estrutura de capital e/ou outros sinalizadores do equilíbrio da empresa. Em outras palavras, pode referir-se ao Ponto de Corte de decisão da empresa dado que Vc é função das variáveis explicativas do modelo.

Esta definição tenta ser compatível com o modelo proposto para encontrar o ponto de equilíbrio. É importante salientar que não estamos utilizando como indicativo de empresa *Má* aquela que faliu ou pediu concordata e sim, empresas que tiveram problemas de liquidez, de fluxo de caixa para fazer face aos seus respectivos compromissos por mais de 30 dias. Isto é importante porquê quase a totalidade dos trabalhos averiguados na bibliografia se utiliza de empresas falidas/concordatárias, fazendo com que os indicadores destas empresas sejam bastante fortes na explicação destas empresas uma vez que ao falir em  $t+1$ , estas empresas estavam em  $t$  com seus indicadores económico-financeiros bastante prejudicados, espelhando a realidade destas empresas. Neste trabalho, o modelo requer sinalizadores mais sensíveis na recepção de sinais de problemas financeiros, de liquidez no curto prazo.



A figura 4 nos dá uma visão da hipótese esperada em nosso trabalho. As curvas normais acima separam bem os dois grupos de empresas, estatisticamente, quanto mais distantes forem seus pontos médios  $M_1$  e  $M_2$ , melhor a capacidade do modelo discriminar os grupos de empresas em “más” e “boas”. Também na figura 4 podemos ver que a parte em escuro é exatamente a possibilidade de classificarmos

como “boa” uma empresa “má”. Essa probabilidade pode ser calculada estatisticamente e refere-se ao erro tipo II. Neste caso, um aspecto importante a considerar é o custo de classificar erroneamente uma observação. Isto refere-se aos diferentes custos de alocar um elemento do grupo 2 no grupo 1, ou seja, o erro do tipo I e tipo II.

### **3.2 TÉCNICAS ESTATÍSTICAS E MATEMÁTICAS**

Para o desenvolvimento do modelo, nos utilizamos de métodos estatísticos multivariados, como os modelos econométricos discriminante, Logit e Probit, no entanto, em fase dos problemas comuns de multicolinearidade dos dados econômico-financeiros que provocaria uma relevante diminuição no uso dos dados, utilizamos a Análise Fatorial de Componentes Principais.

O uso da Análise Fatorial no tratamento e configuração das variáveis explicativas qualifica ainda mas as variáveis independentes usadas, colocando-as em grupos de explicação que captam melhor os efeitos dos diversos indicadores econômico-financeiros. Em outras palavras, serão utilizados fatores para compor as variáveis explicativas do modelo. Como veremos adiante, estes fatores são frutos de agrupamentos de indicadores.

Outro ponto importante é a incorporação de um modelo de decisão de crédito com o uso de programação Linear Inteira. O uso deste modelo incorpora cenários prospectivos com a taxa de juros, qualificando o ponto de corte (limites de aceitação) para tomada de decisão sobre a decisão de crédito.

### 3.2.1 INDICADORES DISCRIMINANTES

Na Tabela a seguir temos os indicadores inicialmente escolhidos e colhidos em nossa amostra. Tais indicadores referem-se ao ano de 2004. Na respectiva Tabela temos os indicadores LB, AP, ALP, AFC, PFC, CTF, DivTliq, CT/PL, LG, LC, ML, GiroAT, RentAT, RentPL, AlaFin, FxBT, Comp e CT.

**TABELA 3.1 - INDICADORES DISCRIMINANTES**

<b>Indicador</b>	<b>Significado</b>
LB	Lucro Bruto
AP	Participação do Imobilizado no Ativo
ELP	Participação do Exigível a LP no Passivo Total
AFC	Ativo Financeiro Circulante/AT
PFC	Passivo Financeiro Circulante/AT
CTF	Capital Total Financeiro Circulante/AT
DivTTliq	Dívida Total Líquida sobre o PT
CT/PL	Capital de Terceiros sobre o PL
LG	Liquidez geral
LC	Liquidez Corrente
ML	Margem Líquida
GiroAt	Giro do Ativo
RentAt	Rentabilidade do Ativo
RentPL	Rentabilidade do PL
AlaFin	Alavancagem Financeira
Flx Bruto	Participação do Fluxo Bruto no Ativo Total
Comp	Composição da Dívida de Terceiros sobre o PT
CT	Capital de Terceiros sobre o Ativo Total

A partir da Tabela 3.1, podemos selecionar os indicadores para uma análise combinada (liquidez, rentabilidade e estrutura- endividamento) dada a relevância de cada um desses índices na explicação da situação financeira das empresas. Um ponto relevante, como já citado, é o problema de multicolinearidade dos indicadores quando inserido numa regressão múltipla. Este fato foi o principal motivador para utilizarmos a Análise fatorial dos Componentes Principais.

### **3.2.2 ANÁLISE FATORIAL DE COMPONENTES PRINCIPAIS**

#### **3.2.2.1 COMPONENTES PRINCIPAIS**

O método de Componentes Principais é um método estatístico de análise multivariada. Seu objetivo básico é o de construir um conjunto de variáveis  $Z_1, Z_2, Z_k$ , ortogonais (estatisticamente independentes) a partir de uma transformação linear operada em um dado conjunto de variáveis observadas  $X_1, X_2, \dots, X_k$ .

Este método tem sido utilizado com dois objetivos: em econometria, quando as variáveis explicativas de uma equação a ser ajustada apresentam um significativo grau de intercorrelação, impedindo que se façam testes de hipótese sobre a significância dos parâmetros estimados. O método é empregado para criar variáveis que, por construção, apresentam correlação iguais a zero.

Em análise regional e urbana, o método é empregado com uma finalidade classificatória de regiões ou cidades, por meio da criação de um índice que permite a hierarquização das mesmas.

Mas formalmente, suponha  $q$  variáveis,  $x^1, x^2, \dots, x^q$ , com segundos momentos finitos e assumindo valores em intervalos. A primeira componente principal, digamos  $cp^1$  é uma combinação linear das  $x$ 's obtidas de maneira que (i) o vetor de pesos subjacentes tenha norma euclidiana unitária e (ii) a variância de  $cp^1$  seja a maior possível. Em outras palavras, pondo

$$cp^1 = \sum_{j=1}^q \pi_j^1 \chi^j \quad (6)$$

Os pesos  $\pi$ 's acima são a solução do seguinte problema de otimização:

$$MaxVar\left(\sum_{j=1}^q \pi_j^1 \chi^j\right) \quad (7)$$

$$s.a. \left\|(\pi_1^1, \dots, \pi_q^1)\right\| = 1 \quad (8)$$

A segunda, terceira, ...,  $q$ -ésima componentes principais são ainda combinações lineares das variáveis originais com vetor de pesos de norma unitária. Seus pesos são obtidos de maneira a solucionar problema de otimização como o acima, porém com a imposição adicional de que, para a  $j$ -ésima componente, por exemplo, se tenha

$$Cov(cp^i, cp^j) = 0, \forall i < j \quad (9)$$

### 3.2.2.2 ANÁLISE FATORIAL

Assim como a análise de componentes principais, a análise fatorial é uma técnica de análise multivariada. A análise fatorial é um instrumento mais poderoso e genérico que a de componentes principais, porque permite não só a rotação dos eixos(fatores) que sintetizam as informações contidas na matriz de dados, cuja finalidade é a de facilitar a interpretação analítica dos mesmos, como também o estabelecimento de eixos não-ortogonais que representam o mútuo relacionamento entre fatores que são interdependentes, mais de acordo com as associações observadas na realidade.<sup>29</sup>

Resumindo, a utilização da análise fatorial de componentes principais é realizada com o propósito de localizar de forma objetiva categorias independentes de variáveis(“índices”), de forma que, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas de tais categorias, evitasse a redundância informativa e os problemas que a existência de multicolinearidade pode provocar no resultado da análise.

As etapas a serem seguidas para aplicação da análise fatorial são as seguintes:

- a) montagem da matriz de correlação;
- b) extração dos fatores iniciais a qual pode ser usado o método dos componentes principais;
- c) rotação dos fatores;
- d) cálculo dos escores fatoriais.

A rotação dos fatores é feita com a finalidade de melhor definir as relações entre as variáveis e os fatores. A rotação pode ser ortogonal ou oblíqua, ou seja, os eixos(fatores) podem ser rodados de maneira a preservar a independência entre os fatores ou não. Na rotação ortogonal, os métodos comumente usados são o quartimax e o varimax. Neste trabalho usamos o varimax, pois permite definir mais claramente quais variáveis estão associadas com um dado fator e quais não estão.

---

<sup>29</sup> Ver HADDAD(1989)

Mas formalmente, a estimação dos escores associados aos fatores obtidos, após a rotação ortogonal da estrutura fatorial inicial, situa cada observação no espaço dos fatores comuns (LEMONS, 2000), assim, para cada fator  $f_i$ , o  $i$ -ésimo escore fatorial a ser extraído é definido por  $F_i$  expresso por:

$$F_i = \sum_{j=1}^n b_j X_{ij} \quad (10)$$

Com  $j = 1, 2, \dots, p$  em que  $b_j$  são os coeficientes de regressão e  $X_{ij}$  as  $p$  variáveis observadas.

Para estimar a variável  $F_i$ , que não é observável, utiliza-se a técnica de análise fatorial por meio da matriz  $X$  de variáveis observáveis. A forma matricial empregada é a equação 10, devidamente reestruturada:

$$F_{(n,q)} = X_{(n,p)} \cdot B_{(p,q)} \quad (11)$$

Os escores fatoriais são afetados pelas unidades em que as variáveis  $X_i$  são medidas, tornando-se conveniente trabalhar com variáveis normalizadas. Desta forma, substitui-se  $X_i$  pela normalizada  $Z_{ij}$ . A equação 11 é então modificada para:

$$F_{(n,q)} = Z_{(n,p)} \cdot \beta_{(p,q)} \quad (12)$$

Multiplicando-se ambos os lados da equação 12 por  $(1/n) z^t$ , obtém-se:

$$(1/n) Z^t F = (1/n) Z^t Z \beta \quad (13)$$

O primeiro membro da equação 13 é a matriz de correlação entre os termos de  $X_i$ , que, a partir de agora, será representada por  $R$ . Já o segundo membro representa a correlação entre os escores fatoriais e os próprios fatores e será identificada por  $\Lambda$ .

Assim, pode-se reescrever a equação 13 da seguinte forma:

$$\Lambda = R\beta \quad (14)$$

Supondo que a matriz  $R$  seja não-singular, em que  $|R| \neq 0$ , multiplicando-se ambos os lados por  $(R^{-1})$ , que é a inversa de  $R$ , tem-se:

$$\beta = R^{-1}\Lambda \quad (15)$$

Estimado o vetor  $\beta$ , pode-se substituí-lo na equação 12, para obterem os escores fatoriais de cada observação.

### 3.2.3 METODOLOGIA ECONOMÉTRICA DO MODELO DE RISCO

Encontrar o melhor modelo para estimação econométrica com o objetivo de classificação de risco requer não apenas o conhecimento teórico *a priori* das relações possíveis entre as variáveis como também os objetivos a serem alcançados e como verificar a performance do modelo.

Neste trabalho faremos uso de três modelos, discriminante, logit e probit, devido a característica binária da variável dependente. O objetivo é fazermos comparação de performance destes três modelos. A performance será o nível de acerto na classificação da empresas.

### 3.2.3.1 REGRESSÃO MÚLTIPLA STEPWISE NA BUSCA DE MELHORES PREDITORES

Quando se está utilizando este tipo de regressão, o pesquisador está interessado em descrever relacionamentos pouco conhecidos entre variáveis. Neste tipo de regressão, a seleção da entrada dos preditores na equação é feita estatisticamente, muitas vezes sem um modelo consistente a ser seguido e/ou para escolha de variáveis relevantes sem incorrer em erros de especificação do modelo por excesso ou falta de variáveis relevante. É um instrumento de filtragem das melhores variáveis explicativas em termos econométricos e de performance do modelo.

São três as formas de se realizar uma regressão *stepwise*:

- 1) *forward* – quando a equação começa vazia e cada preditor entra, um por um, na equação;
- 2) *backward* – quando todos os preditores são incluídos de uma só vez na equação, e depois retirados, um a um, até que se identifiquem os melhores preditores;
- 3) *blockwise* ou *setwise* – assemelha-se à regressão *stepwise forward*, mas, ao invés dos preditores serem incluídos individualmente, eles entram na equação em blocos.

### 3.2.3.2 MODELO DE ANÁLISE DISCRIMINANTE

A Análise Discriminante<sup>30</sup> é uma das ferramentas de análise estatística multivariada, trabalha com variáveis categóricas como variáveis dependentes. Em essência, busca desenvolver uma regra para predizer a qual grupo, definido *a priori*, pertence uma nova observação, considerando os valores assumidos pelas variáveis independentes.

O objetivo é buscar os indicadores financeiros com maior grau de explicação, obtendo-se uma função do tipo Z para a análise discriminante, onde Z é o *score*, a soma dos pontos:

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n \quad (16)$$

Em que:

Z = Função que indica o resultado obtido na soma dos índices pelo seu peso.

Conforme a nota será atribuído conceito à empresa.

$a_{1, n}$  = Índice 1, peso calculado pela regressão até o índice n

$X_{1, n}$  = Indicador financeiro até o último indicador n.

---

<sup>30</sup> A análise discriminante foi utilizada pela primeira vez como ferramenta de análise de empresas por Edward Altman(1968). Esta análise equivale a um modelo de regressão de probabilidade linear.

### 3.2.3.2.1 EQUAÇÕES DO MODELO DISCRIMINANTE

Envolve averiguar através das variáveis explicativas, indicadores econômico-financeiros  $X_k$ , a probabilidade de uma empresa ser insolvente ou não. A equação então é:

$$P(Y = 1 / X) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (17)$$

$y_t$  = variável binária(*dummy*) definido 0 (ausência do atributo boa) para empresa má e 1 para empresa boa.

$\beta_k$  = Coeficiente do Indicador Econômico-Financeiro da empresa

$X_k$  = Indicador Econômico - Financeiro

Um problema encontrado pela estimação deste modelo através do MPL (modelo de Probabilidade Linear), que nada mais é do que o MQO, é quanto à não normalidade das observações, seguindo na verdade, a distribuição binomial. No entanto, sabemos que a quebra deste pressuposto ainda nos remete a estimadores com as propriedades desejáveis e, com o aumento do tamanho, converge para uma distribuição normal.<sup>31</sup> No entanto, alguns problemas mostrados a seguir com o MPL nos remete ao uso de modelos alternativos.

### 3.2.3.3. MODELOS LOGIT E PROBIT

O Modelo Probabilístico Linear tem complicações importantes. Um deles é que  $\varepsilon$  é heterocedástico. Os resíduos  $\varepsilon$  só podem tomar um dos valores,  $1 - X_i \beta$  ou

---

<sup>31</sup> Embora não seja uma amostra grande, mas devido a usarmos poucas variáveis explicativas, temos graus de liberdade bastante razoáveis.

–  $X_i\beta$ , dado que  $X\beta + \varepsilon$  pode ser igual a 1 ou 0. A variância então de  $\varepsilon$ , para uma dada observação, irá variar com a dimensão de  $X\beta$  conforme abaixo<sup>32</sup>:

$$\text{var}(\varepsilon / X_i) = X_i\beta(1 - X_i\beta) \quad (18)$$

Outro problema relevante é que o Modelo de Probabilidade Linear não restringe o valor predito a cair entre 0 e 1, uma vez que a derivada da probabilidade em relação a  $X$  é simplesmente  $\beta$ , conforme *equação 19*. Deste modo, não há nada que restrinja o valor predito<sup>33</sup>.

$$\frac{\partial P(y = 1/x)}{\partial x_k} = \beta_k \quad (19)$$

Observa-se a partir da *equação 19* que outro problema do MPL é que a probabilidade em favor de  $y=1$  aumenta em um valor constante igual a  $\beta_k$ , mas era de se esperar que a probabilidade se relacionasse não linearmente com  $X_k$ .

Sendo  $X$   $1 \times K$  e  $\beta$   $K \times 1$ , o conjunto de parâmetros  $\beta$ 's reflete o impacto da variação dos fatores  $X$ 's explicativos na probabilidade. A idéia então é utilizar uma função F

$$\text{prob}(y_i = 1/x) = F(X_i\beta) \quad (20)$$

tal que a função F transforme  $X\beta$  num número entre 0 e 1, e isto é possível, utilizando-se de uma função de distribuição ou função de densidade acumulada, assim, teremos a garantia de que:

---

<sup>32</sup> Ver GREENE (1997, 873)

<sup>33</sup> Ver JOHNSTON (2001, 450)

$$\begin{aligned} \lim_{X\beta \rightarrow +\infty} \text{prob}(Y = 1) &= 1 \\ \lim_{X\beta \rightarrow -\infty} \text{prob}(Y = 1) &= 0 \end{aligned} \quad (21)$$

### 3.2.3.3.1 EQUAÇÃO DO MODELO LOGIT<sup>34</sup>

Escolhendo a distribuição logística com sua função de distribuição na equação 20, estaremos definindo o modelo Logit:

$$\text{prob}(y_i = 1) = \Lambda(X_i\beta) = \frac{\exp X_i\beta}{1 + \exp X_i\beta} \quad (22)$$

Observe que  $X\beta$  varia de  $-\infty$  a  $+\infty$ , a  $\text{prob}(y_i = 1)$  varia entre 0 e 1 e não se relaciona linearmente com  $X\beta$ . Se  $\Lambda(X\beta)$  é a probabilidade de não ser inadimplente, então  $1 - \Lambda(X\beta)$  é a probabilidade de ser inadimplente. Logo,

$$\frac{\Lambda(X\beta)}{1 - \Lambda(X\beta)} = \frac{1 + \exp X\beta}{1 + \exp(-X\beta)} = \exp X\beta \quad (23)$$

é simplesmente a razão de probabilidade em favor de ser adimplente. Assim, se  $\text{prob}(y_i = 1) = 0.8$  significa que as chances são de 4 para 1 em favor de a empresa ser adimplente. Esta relação é chamada de *odds* de um evento e é definida como o quociente entre a probabilidade que o evento ocorra e seu complementar.

---

<sup>34</sup> A partir deste ponto estaremos utilizando apenas  $\text{prob}(y_i = 1)$  para designar a probabilidade condicional  $\text{prob}(y_i = 1) / x$ .

Observa-se então que  $\beta_k$  no *odds* dá a variação percentual na chance de ser adimplente. Dados o fator multiplicativo devido aos coeficientes estarem em expoente, um coeficiente menor que 1 diminui o *odds* e maior que 1 aumenta o *odds*.

Para verificar os efeitos marginais dos parâmetros na probabilidade, devemos notar que a derivada da probabilidade em ordem a  $X$  varia com o nível de  $X$  e com as outras variáveis do modelo.

$$\frac{\partial E(y)}{\partial X_k} = g(X\beta) \cdot \beta_k \quad \text{onde} \quad g(z) \equiv \frac{d\Lambda}{d(z)}(z) \quad (24)$$

Ou ainda, especificando para o Logit,

$$\frac{\partial E(y)}{\partial X_k} = \rho(1 - \rho)\beta_k \quad (25)$$

$$\text{onde} \dots \rho = \frac{\exp(X_i\beta)}{1 + \exp(X_i\beta)}$$

Conforme Wooldridge(1997, 457), se  $\Lambda(X\beta)$  é uma cdf estritamente crescente, como nos casos do Logit e Probit, então  $g(z) > 0$  para todo  $Z$ . Deste modo, o sinal dos efeitos é dado pelo sinal de  $\beta_k$ .

Observe pela equação acima que para medir a variação na probabilidade de ser adimplente ( $prob(y_i = 1)$ ) devemos definir um ponto na curva de probabilidade, ou seja, devemos pegar  $X_k$  e fazer uso do seu parâmetro  $\beta_k$  e da probabilidade neste ponto ou uma probabilidade selecionada, ou ainda, a probabilidade de ter a característica (no caso adimplente) varia  $\rho(1 - \rho)\beta_k$  para o valor do parâmetro em  $X_k$ . Podemos também utilizar a média esperada  $E(y)$  da variável dependente.

Uma outra maneira de calcular a probabilidade  $p$  que entrará no cálculo da derivada parcial é utilizar o critério da chance proporcional, obtida pela seguinte fórmula:

$$p = g^2 + (1 - g)^2 \quad (26)$$

Onde:

$p$  = chance proporcional

$g$  = proporção de elementos do grupo  $y=1$

$(1 - g)$  = proporção de elementos do grupo  $y=0$

Comparando as estimativas do Logit e Probit, Greene(1997, 878) sugere que, multiplicando uma estimativa Logit por 0,625, teremos uma boa aproximação da estimativa Probit do mesmo parâmetro, como também a um relacionamento entre o MPL e o Logit conforme:

$$\beta_{MPL} \cong 0,25\beta_{logit}$$

$$\beta_{Logit} \cong 1,6\beta_{probit}$$

$$\beta_{probit} \cong 0,625\beta_{Logit}$$

### 3.2.3.3.2 EQUAÇÃO DO MODELO PROBIT

Escolhendo para F a distribuição normal padrão obtemos o Modelo Probit:

$$prob(y_i = 1) = \Phi(X_i\beta) = \int_{-\infty}^{X_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz \quad (27)$$

Para verificar os efeitos marginais dos parâmetros na probabilidade, a derivada da probabilidade em relação a um  $X_k$  específico no conjunto das variáveis é:

$$\frac{\partial E(y)}{\partial X_k} = \phi(X_i\beta)\beta_k \quad (28)$$

$$\text{onde : } \phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right)$$

### 3.2.3.4 ESTIMAÇÃO PELO MÉTODO DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Assumindo N independente, identicamente distribuídas observações seguindo o modelo  $prob(y_i = 1) = F(X_i\beta)$  podemos estimar os parâmetros pelo método de máxima verossimilhança. A densidade de  $y_i$  dado  $x_i$  pode ser escrita como<sup>35</sup>:

$$f(y / X_i; \beta) = [\varphi(X_i\beta)]^y [1 - \varphi(X_i\beta)]^{1-y}, \quad y=0, 1 \quad (29)$$

A função logaritma da verossimilhança para a observação i é uma função de k x 1 vetores de parâmetros conforme abaixo:

---

<sup>35</sup> Ver WOOLDRIDGE (1997, 460)

$$l_i(\beta) = y_i \log[\varphi(X_i\beta)] + (1 - y_i) \log[1 - \varphi(X_i\beta)] \quad (30)$$

Como usual, a função de verossimilhança para amostra de tamanho N é dada por:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N l_i(\beta) = \sum_{i=1}^N \{y_i \log[\varphi(X_i\beta)] + (1 - y_i) \log[1 - \varphi(X_i\beta)] \} \quad (31)$$

$\beta'$  que maximiza a função acima é o estimador de máxima verossimilhança. Se  $\varphi(X_i\beta)$  é função distribuição acumulada da normal padronizada, então  $\beta'$  é um estimador *PROBIT*; se  $\varphi(X_i\beta)$  é função distribuição acumulada Logístico, então  $\beta'$  é um estimador *LOGIT*. Para os resultados da máxima verossimilhança sabemos que  $\beta'$  é um estimador consistente e assintoticamente normal.

Uma característica do modelo *probit* e *Logit* é que as funções de verossimilhança são globalmente côncavas. Assim, qualquer programa informático de otimização não tem de se preocupar com a discriminação entre um máximo local e um máximo global quando está à procura dos valores dos parâmetros que maximizem a função log-verossimilhança, pois eles serão os mesmos.<sup>36</sup>

### 3.2.4 PROGRAMAÇÃO LINEAR

Em um modelo de Programação Linear as relações matemáticas (equações) são todas lineares. A estrutura é padronizada e repetitiva, mesmo para os mais diversos problemas. Esta característica permitiu o desenvolvimento de programas de computador extremamente simples de uso e muito eficientes. A

Os elementos que compõem os problemas de Programação Linear são:

- i. A variável de decisão ou atividades  $X_j$  (geralmente não negativas): referem-se às decisões a serem tomadas, visando encontrar a solução do problema.
- ii. Os recursos escassos ou elementos restritivos:  $B_i$
- iii. Os coeficientes tecnológicos ou utilização de recursos por unidade de atividade  $a_{ij}$
- iv. As equações de restrições tipo:
  - $a_{11} X_1 + a_{12} X_2 + a_{13} X_3 \leq B_1$
  - $a_{21} X_1 + a_{22} X_2 + a_{23} X_3 \rightarrow B_2$
  - $a_{31} X_1 + a_{32} X_2 + a_{33} X_3 \leq B_3$
- v. O critério para selecionar a solução ótima, chamada de *Função Objetivo*, a ser maximizada ou minimizada.

$$Z = c_1 X_1 + c_2 X_2 + c_3 X_3$$

- vi. Variáveis de folga(slack): como  $X_{f1}$ , ou de excesso(*surplus*): como  $X_{f2}$ , sempre não negativas, a serem adicionadas(ou subtraídas) às restrições, para alterar as desigualdades.
- vii. Quando temos restrições mutuamente exclusivas, ou seja, das duas, apenas uma tem de ser respeitada, pode-se usar o recurso da variável binária. Por exemplo:

$$3 X_1 + 4 X_2 \leq 12 + M.y$$

$$5 X_1 + 2 X_2 \leq 10 + M (1- y) \text{ onde } y \in \{0,1\}$$

A solução ótima(quando ela existe) será um ponto de “*quina*” ou um *ponto extremo* do conjunto convexo definido pelas restrições. De modo que a busca da

---

<sup>36</sup> Ver JOHNSTON (2001, 453)

solução ótima é um problema combinatório para encontrar a combinação de restrições que define o ponto ótimo.

### 3.2.4.1 PROGRAMAÇÃO LINEAR INTEIRA – MODELO UTILIZADO

Programação Linear Inteira(PLI) é um problema de Programação Linear em que todas ou algumas variáveis são discretas(têm de assumir valores inteiros). Existe um caso especial de variáveis inteiras: as variáveis binárias que apenas podem tomar os valores 0(zero) ou 1(um).

Utilizaremos aqui o modelo de Programação Linear Inteira desenvolvido por Gehrlein & Wagner(1997) e modificado por Scarpel & Milione(2002). O objetivo é conceber um modelo que forneça suporte a decisões de concessão de crédito em função da estimativa da probabilidade de solvência de empresas, de forma a minimizar a soma dos custos de oportunidade e inadimplência.

A Programação Linear Inteira(PLI) permite o subsídio às decisões de fornecimento de crédito às empresas, em função da política de juros estabelecida pelo concedente de crédito, uma vez que o modelo tem uma função objetivo que leva em consideração o custo de inadimplência e o custo de oportunidade dos empréstimos, minimizando a soma desses dois.

Estes autores desenvolveram uma formulação de Programação Linear Inteira que minimiza a soma do custo de oportunidade com o custo de inadimplência. Esta formulação baseia-se num conjunto de n observações históricas dos clientes, com um valor numérico para cada um dos k atributos existentes dos respectivos clientes. Assim, o modelo é definido na equação 32 abaixo:

$$F(i) = \sum_{j=1}^k w_j A_{ij} \quad (32)$$

Onde para o cliente  $i$ ,  $A_{ij}$  refere-se ao valor numérico do atributo  $j$ , para  $1 \leq j \leq k$ . Seja  $W_j$  uma ponderação a ser designada ao atributo  $j$  e  $F(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ , o *credit score* resultante será  $F(i)$ <sup>37</sup>.

Seja  $d$  o conjunto de clientes que não pagou o empréstimo e  $p$  o conjunto de clientes que pagou o empréstimo; seja  $Cin$  o custo associado à classificação de um cliente que não pagaria o empréstimo como um cliente que pagaria e, simetricamente,  $Cop$  o custo associado à classificação de um cliente que pagaria o empréstimo como um cliente que não pagaria. Em outras palavras,  $Cin$  é o *erro tipo II* e  $Cop$  é o *erro tipo I*. O modelo então tem a seguinte função objetivo:

$$\text{Min} \left[ Cin \sum_{i \in d} li + Cop \sum_{i \in p} li \right] \quad (33)$$

Sujeito às seguintes restrições, onde  $F(i)$  está definida na equação 32 acima.

$$F(i) - M.li \leq Xc - \varepsilon, \forall i \in d \quad (34)$$

$$F(i) + M.li \geq Xc + \varepsilon, \forall i \in p \quad (35)$$

Nas equações acima,  $M$  é um número positivo e grande,  $\pm \varepsilon$  é um número positivo e pequeno e a variável binária  $li$  recebe valor 0(zero) se a classificação do cliente é feita de forma correta e 1(um) se o cliente é classificado de forma incorreta, ou seja,  $li$  é uma função classificatória.

O modelo modificado, utilizado por Scarpel & Milione(2002) substitui a função  $F(i)$ , cujo problema principal é a maneira arbitrária de definição dos pesos das variáveis explicativas, pela função Logit  $p(i)$ . Neste trabalho prosseguimos ao uso do

---

<sup>37</sup> Ver Gallagher & Patterson(1997) e Asparoukhov & Stam(1997)

Logit por seus atributos já evidenciados, apesar de termos as Funções Discriminante e Probit disponíveis. O problema passa a ser então:

$$\text{Min} \left[ \text{Cin} \sum_{i \in d} l_i + \text{Cop} \sum_{i \in p} l_i \right] \quad (36)$$

restrições:

$$P(i) - M.l_i \leq Xc - \varepsilon, \forall i \in d \quad (37)$$

$$P(i) + M.l_i \geq Xc + \varepsilon, \forall i \in p \quad (38)$$

O empréstimo será fornecido quando  $P(i) > Vc$  e negado quando  $P(i) \leq Vc$ . Como  $P(i)$  é uma probabilidade,  $Vc$  estará forçosamente contido no intervalo  $[0,1]$ , como afirma Scarpel & Mitione(2002, 66).

Na Função Objetivo:

(a)  $\text{Cin} \sum_{i \in d} l_i$  é a parcela do custo de inadimplência, assim, só teremos custo de inadimplência quando classificarmos errado ( $li=1$ ) uma empresa pertencente ao grupo de inadimplentes ( $i \in d$ ).

(b)  $\text{Cop} \sum_{i \in p} l_i$  é a parcela do custo de oportunidade, assim, só teremos custo de oportunidade quando classificarmos errado ( $li=1$ ) uma empresa pertencente ao grupo de adimplentes ( $i \in p$ ), ou seja, caso seja negado crédito a um cliente bom.

(a) + (b) então á soma dos custos incidentes originados por classificação errada. O objetivo é minimizar este custo.

As restrições 37 e 38 são definidas a partir da regra de decisão:

Aprovada:  $P_i > V_c$

Reprovada:  $P_i \leq V_c$

O objetivo então é encontrar o ponto de corte( $V_c$ )<sup>38</sup> que minimize os custos associados com os erros de classificação. Seria então a solução ótima.

A introdução de  $M$  (número positivo e grande) e  $\varepsilon$  (positivo e pequeno em relação a  $M$ ) como variáveis complementares no algoritmo da programação linear inteira tem os seguintes objetivos:

- i. Assegurar que as restrições mutuamente exclusivas sejam sempre satisfeitas. As duas restrições constarão no modelo mas apenas uma das duas será garantidamente respeitada para cada  $i$ ;<sup>39</sup>
- ii. Estabelecer um *link* entre as restrições e a função objetivo;
- iii. Controle das variáveis de escolha;<sup>40</sup>
- iv. Eliminar a solução trivial;
- v. Em modelos computacionais usados, como o método SIMPLEX, para encontrar a solução ótima, usa-se variáveis complementares para transformar as restrições do problema linear de inequações em equações. Estas variáveis são chamadas de variáveis de folga.

Em síntese, são variáveis complementares cujo objetivo é assegurar a solução ótima através de um algoritmo que diminua o tempo(carga) computacional, assegurando a especificidade de cada restrição.

Para este tipo de problema(embora  $M$  alto assegure os objetivos acima), quando podemos ou temos idéia das magnitudes que as variáveis escolhas podem

---

<sup>38</sup>  $X_c$  é substituído por  $V_c$  na equação como o novo ponto de corte a partir da introdução do Modelo LOGIT.

<sup>39</sup> SILVA & STAM (1997, 134)

<sup>40</sup> GALLAGHER & PATTERSON(1997, 71)

tomar, é mais fácil de ser resolvido se  $M$  for o menor possível, mas grande em relação a  $\varepsilon$ . No caso, como sabemos que o valor máximo de  $p(i)$  é 1, usamos  $M=1$  e  $\varepsilon=0,0001$ . Com isso, fica mais rápido o sistema encontrar o ponto extremo ideal, que é a solução ótima.

### **3.2.5 CENÁRIOS DOS CUSTOS ASSOCIADOS UTILIZADOS NO MODELO DE DECISÃO (PONTO DE CORTE)**

Para definição do Ponto de Corte,  $V_c$ , vimos no capítulo 2 alguns métodos para esta tomada de decisão. De qualquer modo, é necessário que o custo do dinheiro seja incorporado nesta decisão. Em outras palavras, a taxa de juros deve ser inserida no contexto para que se possa medir qual o custo de se incorrer nos erros Tipo I e Tipo II.

Para realizar o teste de hipótese (e calcularmos os erros citados) é necessário, antes de calcular a média provável de cada grupo, estabelecer uma regra de decisão, isto é, fixar um valor crítico  $V_c$  tal que:

- se Média  $\geq V_c$ , não se rejeita-se  $H_0$
- se Média  $< V_c$ , rejeita-se  $H_0$

Os erros acima citados incorrem em custo adicionais ao serem realizados, são na verdade o custo de oportunidade e o custo de inadimplência.

O Custo de oportunidade (Cop) refere-se ao custo de deixar de ganhar, da perda de um cliente bom e a consequente perda da margem de contribuição que o mesmo adicionaria ao resultado. O Cop nada mais é que o Erro Tipo I.

O Custo de Inadimplência(Cin) refere-se ao custo de emprestar a um cliente ruim e o mesmo inadimplir, deixar de pagar os valores acordados em contrato. O Cin é o Erro Tipo II.

### 3.2.5.1 QUANTIFICAÇÃO DOS CUSTOS

Com poucas alterações nas variáveis usadas, utilizamos a metodologia de Scarpel & Milione(2002) para quantificação dos custos de oportunidade e de inadimplência. Supomos inicialmente um empréstimo de 1.000 unidades monetárias(u.m) por um período de 12 meses e supondo ainda que em caso de inadimplência esta somente ocorra depois de ter sido pago 30% do principal emprestado(VP).

O valor pago mensalmente pelo empréstimo, juros, prestação e amortização pode ser calculado pela Tabela Price a partir da fórmula:

$$R = \text{prestação} = VP \cdot \left( \frac{t \cdot (1+t)^{12}}{(1+t)^{12} - 1} \right) \quad (1)$$

Onde t é a taxa de juros cobrada pelo banco e o fator entre parênteses é o Fator de Recuperação de Capital(FRC) de uma série uniforme de pagamento. Deste modo, o Custo de Oportunidade(Cop) é obtido como segue:

$$Cop = (12 * \text{Prestação}) - 100 \quad (2)$$

O Custo de Inadimplência(Cin) é a perda de 70% do capital, ou:

$$Cin = 0,70 * VP \quad (3)$$

A partir daí provocamos variação na taxa de juros, deixando inalterados os outros parâmetros do cálculo.

Outro cálculo adicional importante é o ponto de equilíbrio da operação ou da carteira, ou seja, o nível de inadimplência aceitável e limítrofe definido por  $K$ . Significa o nível de inadimplência máxima para que não haja retorno negativo dos empréstimos. No ponto máximo  $K$ , o retorno é zero.

A fórmula parte do montante de clientes bons que devem ser inseridos na carteira para fazer face, compensar um cliente mal, ou seja, caso o banco coloque em sua carteira de empréstimo um cliente ruim e este fique inadimplente, quantos clientes bons (que paguem seus empréstimos) serão necessários para que, com a receita gerada, possa compensar a perda gerada pelo cliente ruim. Esta quantidade chamaremos de  $\vartheta$ .

$$\vartheta = \frac{\text{Custode Inadimplência}}{\text{Custode Oportunidade}} = \frac{C_{in}}{C_{op}} \quad (4)$$

O ponto de Equilíbrio, definido aqui por  $K$  é igual a:

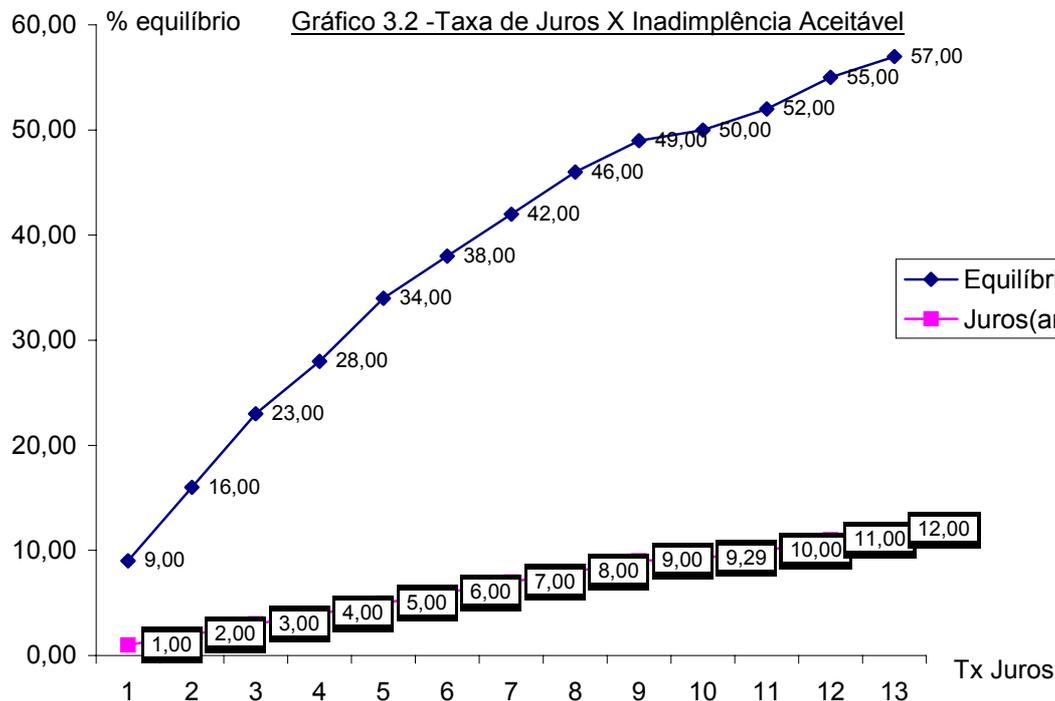
$$K = \frac{1}{1 + \vartheta} \quad (5)$$

Supondo um Valor Principal de R\$ 1.000,00 no prazo de 12 meses, vamos verificar como se comportam o  $K$ -ponto de equilíbrio,  $\vartheta$  - bons por mal. Trata-se de uma simulação que fica próximo da realidade, o valor monetário em termos absolutos é irrelevante. Quanto à inadimplência, um cliente pode deixar de pagar da 1º ou a partir de qualquer prestação, estamos aqui supondo que ele deixará de pagar a partir da 3º parcela, configurando-se numa média de determinada carteira. A suposição acima é devida para quantificarmos os custos envolvidos. Embora

possamos ter valores de equilíbrios diferentes devido a mudanças dos valores absolutos de empréstimos e prazos de inadimplência, não irão mudar os resultados alcançados. Os resultados, utilizando-se as equações 2, 3, 4 e 5 estão na tabela a seguir:

**Tabela 3.2**

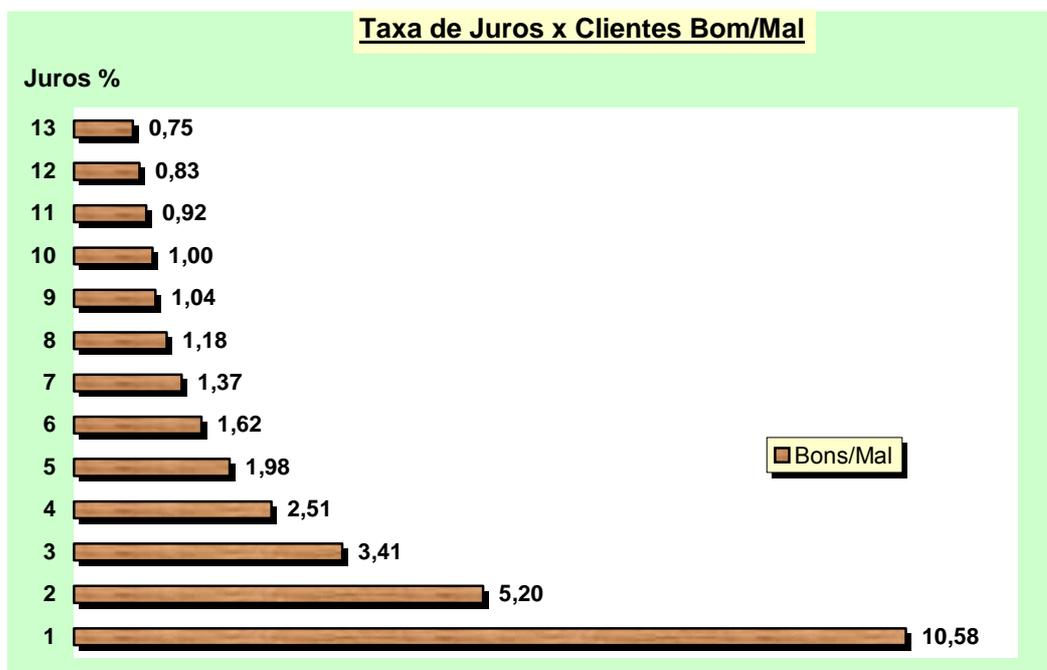
<b>Juros(am)</b>	<b>Cin</b>	<b>Cop</b>	<b>Bons/Mal-<math>\mathcal{G}</math></b>	<b>Equilíbrio-<math>K</math></b>
0,01	700,00	66,19	10,58	0,09
0,02	700,00	134,72	5,20	0,16
0,03	700,00	205,55	3,41	0,23
0,04	700,00	278,63	2,51	0,28
0,05	700,00	353,90	1,98	0,34
0,06	700,00	431,32	1,62	0,38
0,07	700,00	510,82	1,37	0,42
0,08	700,00	592,34	1,18	0,46
0,09	700,00	675,81	1,04	0,49
0,09285	700,00	700,00	1,00	0,5
0,10	700,00	761,16	0,92	0,52
0,11	700,00	848,33	0,83	0,55
0,12	700,00	937,24	0,75	0,57



Observe no gráfico 3.2, utilizando-se os dados da tabela 3.2, que o aumento na Taxa de Juros praticada aumenta o nível de inadimplência aceitável, ou seja, a aceitação ao Erro Tipo II. Quando a Taxa de Juros é 1%, o equilíbrio  $K = 9\%$ , ou seja, o limite de inadimplência aceitável é 9%, significando que acima disso, o banco terá prejuízos. Observe pela tabela 3.2 que o custo de inadimplência é maior que o custo de oportunidade ( $C_{in} > C_{op}$ ).

O equilíbrio é diretamente proporcional à taxa de Juros. Elevações na taxa de juros elevam o nível de inadimplência aceitável. Isto é uma fonte inesgotável de lucratividade dos bancos, taxas de juros elevadas fazem suportar índices de inadimplência elevadas sem prejuízos para os bancos. A taxa de juros de 9,29% é a taxa a qual a partir daí, *ceteris paribus* as outras variáveis, o custo de inadimplência é menor que o custo de oportunidade ( $C_{in} < C_{op}$ ), assim, o Erro Tipo I tem o custo maior que o Erro Tipo II, fazendo com que perder um cliente bom custe mais para os bancos que aceitar um cliente mal, este é um dos motivos principais das financeiras levarem agentes de crédito às praças públicas a procura de cliente sem critérios de escolha. É a taxa de juros elevada fazendo este “milagre” do aumento do crédito.

**Gráfico 3.3**



O Gráfico 3.3, também utilizando-se os dados da tabela 3.2, relaciona a taxa de Juros com a quantidade de bons clientes necessária para compensar um cliente mau, a qual já definimos por  $\vartheta$ . Observe que a relação é inversamente proporcional. Com a diminuição da taxa de juros, aumenta a necessidade de incluir na carteira cliente bons. Por exemplo, para a taxa de juros de 11%, são necessários 0,83 clientes bons, ou seja, menos de 1 cliente bom para compensar um cliente ruim, isto é possível devido a alta taxa de juros mensal. Quando a taxa passa para 5%, são necessários agora quase 2 clientes bons. Observe também aqui que a taxa de 9,28% am é a taxa que empata 1 para 1.

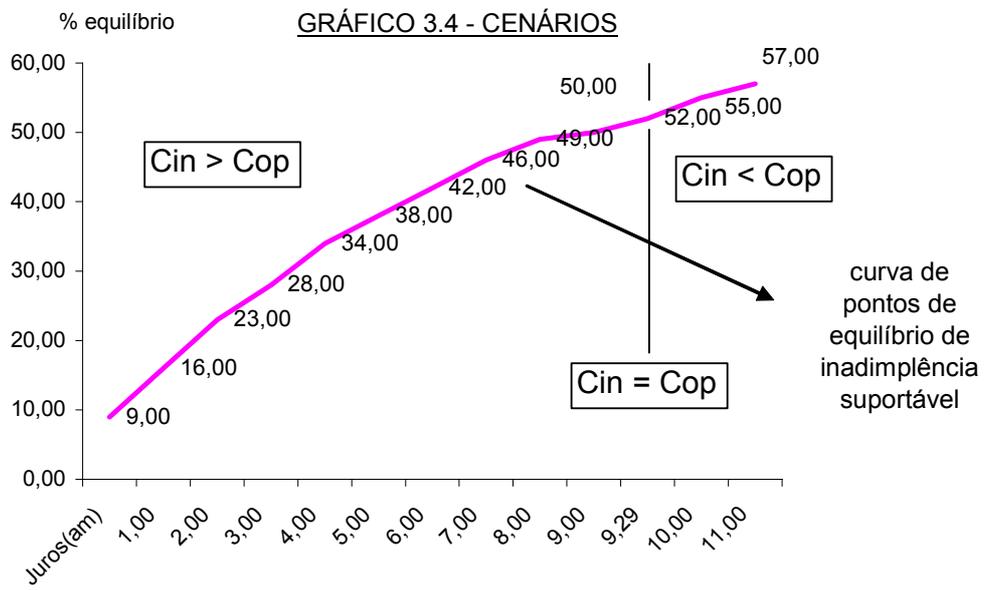
### 3.2.5.2 CENÁRIOS

Com o auxílio do gráfico 3.4, utilizando-se dados da Tabela 3.2, inserimos agora no contexto três cenários:

1º Cenário:  $Cin > Cop$ . Neste cenário, a baixa taxa de juros faz com que o custo de inadimplência seja maior que o custo de oportunidade, fazendo com que o prestador de recursos tenha cautela na escolha dos clientes, buscando minimizar o erro Tipo II. No nosso problema, isto acontece quando a taxa é menor que 9,28%

2º Cenário:  $Cin < Cop$ . Neste cenário, a alta taxa de juros faz com que o custo de inadimplência seja menor que o custo de oportunidade, fazendo com que o prestador de recursos tenha o ponto de equilíbrio alto, com uma taxa de inadimplência aceitável acima de 50%. Deste modo, busca-se minimizar o erro Tipo I. No nosso problema, isto acontece quando a taxa é maior que 9,28%.

3º Cenário:  $Cin = Cop$ . Neste cenário, a alta taxa de juros de 9,28% faz com que o custo de inadimplência seja igual ao custo de oportunidade. Sendo que a relação de 1 para 1 de cliente bom para cada cliente ruim faz a taxa de inadimplência aceitável se fixar em 50%.



#### 4 RESULTADOS E ANÁLISE EMPÍRICA DOS MODELOS

---

Os modelos Discriminante, Logit e Probit foram regredidos a partir dos dados do Anexo I e Anexo II com a utilização do programa Eviews 5. Para minimizar os problemas de heterocedasticidade, que é comum em dados de corte, utilizamos a matriz diagonal contendo os quadrados dos erros como estimador de *white* para o termo desconhecido  $\sigma^2 \lambda$ , denominado de *white standard errors*.

Devidos aos problemas de colinearidade das variáveis econômico-financeiras e com o objetivo de sintetizar as informações contidas na matriz de dados, incorporando ao modelo um reduzido número de variáveis representativas e independentes, procedemos a análise fatorial dos componentes principais.

## 4.1 RESULTADOS DA ANÁLISE FATORIAL

Motivados pela alta colinearidade entre os indicadores econômico-financeiro, cujos problemas de multicolinearidade nas regressões múltiplas fazem com que os estimadores não possam ser usados para previsão e testes de hipóteses, usamos a Análise Fatorial nos indicadores da Tabela 3.2, usando o *Software SPSS 12.0*.

Quanto mais correlacionadas forem as variáveis melhores serão os resultados na análise fatorial, deste modo, fomos filtrando as variáveis de acordo com sua “*communalities*” ou comunalidade (somatório dos quadrados das cargas fatoriais e representa quanto da variância da variável é reproduzida pelos fatores comuns) que representa quanto da variância da variável é reproduzida pelos fatores comuns. Caso não seja significativa, esta variável deve ser extraída da análise, pois possivelmente não está correlacionada com os outros indicadores, diminuindo a capacidade dos fatores de representar o conjunto das variáveis. O teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) auxilia neste filtro.

Para verificar se os dados suportam uma análise fatorial, foram utilizados alguns testes estatísticos. Um deles foi o de esfericidade de Bartlett, cujo objetivo é constatar a presença de correlações entre as variáveis. Após a realização do teste, verificou-se a sua significância a 1% de probabilidade. Este resultado permite rejeitar a hipótese nula de que as variáveis não são correlacionadas.

De forma alternativa, o grau de inter-correlações entre as variáveis e a adequação da análise fatorial ao conjunto de dados podem ser obtidas por meio da medida de adequação da amostra. Essa medida assume valores entre 0 e 1, atingindo a unidade quando cada variável é perfeitamente predita pelas demais. Na tentativa de medir a adequabilidade da amostra, utilizou-se o teste de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). O valor obtido, segundo a tabela 4.1 abaixo foi de 0,601. Conforme a classificação

usualmente aceita, valores acima de 0,5 indicam que a amostra é adequada para a realização da análise fatorial.

**Tabela 4.1 – Testes: KMO e de Bartlett**

Kaiser-Meyer-Olkin – Teste de adequabilidade da amostra		,601
Teste de Esferidade de Bartlett'	Approx. Chi-Square	1745,260
	Df	66
	Sig.	,000

Teste realizado no SPSS – 12.0

Com relação aos fatores utilizados, nos utilizamos da rotação dos fatores pelo método varimax. A rotação dos fatores, como já citado anteriormente, é feita com a finalidade de melhor definir as relações entre as variáveis e os fatores. Para fins de interpretação, as cargas fatoriais acima de 0,4 buscam evidenciar os indicadores mais fortemente associados a determinado fator, conforme pode ser observado na tabela 4.2 abaixo.

**Tabela 4.2 – Matriz de componentes da Rotação Varimax**

Correlação entre o fator e o indicador

	FATOR			
	1	2	3	4
ESTR CTF	,916			
ESTR CT	,879			
ESTR ELP	,783		-,483	
ESTR DIVTL	,773			
LIQ LG	-,757			
FLUXO BT		,918		
RENT RAT		,890		
ESTR COMP			,935	
ESTR PFC	,419		,836	
RENT LB		,429		,746
PATR AP				-,739
REBT GAT				,732

Método de Extração: Análise Fatorial Método de Rotação: Varimax no SPSS 12.0

Para melhor compreensão dos indicadores, combinamos os mesmos em grupos de explicação, tal como rentabilidade, estrutura e liquidez, conforme a Tabela 4.3 abaixo.

**TABELA 4.3**

<b>Indicador</b>	<b>Definição na Relação Combinada – Grupos</b>
ELP	Estrutura
PFC	Estrutura
CTF/AT	Estrutura
DivTTLiq	Estrutura
Composição	Estrutura
CT	Estrutura
Fluxo Bruto	Liquidez
LG	Liquidez
AP	Estrutura
LB	Rentabilidade
GiroAt	Rentabilidade
RentAt	Rentabilidade

Verificando os resultados da tabela 4.2 observa-se a relação dos fatores com as 12 variáveis finais utilizadas na análise fatorial. O Fator 1(F1), por exemplo, está correlacionado com quatro indicadores de estrutura de capital, CTF, CT, ELP e Divtl e um de liquidez, LG.

Para definição dos fatores, usou-se o critério de se considerar apenas aqueles com “*eigenvalue*” <sup>41</sup> maior que 1 e cargas fatoriais iguais ou superiores a 0,40, deste modo, os 4 primeiros fatores explicam 81,50% da variação de todas as variáveis utilizadas, sendo então bastante significativos.

<sup>41</sup> O *eigenvalue* é a variância total explicada pelo fator, e seu valor resulta da adição dos quadrados das cargas fatoriais de cada variável com o fator.

## 4.2 A ESCOLHA DAS VARIÁVEIS

Para a seleção dos indicadores que entraram como variáveis independentes do modelo, seguimos os seguintes passos:

- i. Devido a multicolinearidade, procedemos a análise fatorial dos componentes principais, resultando em quatro fatores, F1, F2, F3 e F4;
- ii. Verificação das variáveis que foram extraídas da análise fatorial conforme filtro realizado através do teste de kaiser-Meyer-Olkin(KMO) e a observação da comunalidade de cada indicador;
- iii. Através de análise discriminante, utilizamos o método *stepwise backward* com significância de 5%. Por essa análise, é possível identificar-se quais variáveis independentes que mais explicam a classificação dos casos através da variável dependente, no caso, a Solvência/Insolvência. As variáveis que entraram no processo foram: Fatores F1, F2, F3 e F4, AFC, CT/PL, LC, ML, RentPL e AlaFin.

Estes quatro fatores juntamente com os seis indicadores foram incluídos na regressão *stepwise* como variáveis explicativas, cada fator representando um grupo de variáveis. O resultado foi que os três primeiros fatores juntamente com a variável Ativo Circulante Financeiro(ACF) se apresentaram significativos ao nível de 5% de significância, tendo sido então, incluídos como variável independente conforme Tabela 4.4 abaixo:

**Tabela 4.4**

<u>FATOR UTILIZADO</u>		<u>DEFINIÇÃO DO FATOR</u>
Fator 1 (F1)	→	Estrutura de Longo Prazo (CTF, CT, ELP, DIVTL E LG)
Fator 2 (F2)	→	Rentabilidade (Fluxo BT e Rent AT)
Fator 3 (F3)	→	Estrutura de Curto Prazo ( Composição e PFC)
AFC	→	Ativo Financeiro Circulante

O indicador AFC revela a participação do capital financeiro no seu ativo, ou seja, revela os valores disponíveis na empresa para uso imediato, tal como caixa e bancos, aplicações financeiras, títulos e valores imobiliários, entre outros de curto prazo. Quanto maior melhor. Quanto maiores estes valores mais a empresa tem margem de segurança contra as adversidades do mercado. Assim, é de se esperar que o coeficiente deste indicador seja positivo, pois quanto maior AFC maior a probabilidade da empresa ser adimplente, de pagar seus compromissos financeiros.

O Fator F1 equivale a Estrutura de Longo Prazo, as dívidas que deverão ser liquidadas no longo prazo. Neste caso, quanto maior for F1, mais a empresa se aproxima da liquidez, da insolvência financeira. Espera-se então que o coeficiente de F1 seja negativo. Do mesmo modo, o F3, como Estrutura de Curto Prazo, deverá ter o seu coeficiente negativo, pois quanto maior a dívida de curto prazo, mais a empresa terá a probabilidade de ser insolvente. Como as dívidas de curto são exigidas num tempo menor e assim, maior será a pressão sob a empresa para que a mesma produza recursos líquidos para fazer face a estes compromissos imediatos, espera-se que o coeficiente de F3 seja, em valor absoluto, maior que o F1.

O Fator 2 traduz a rentabilidade da empresa, assim, quanto maior os recursos gerados a partir da atividade da empresa, de sua operacionalidade, maiores as chances da empresa ter liquidez e conseqüentemente, manter-se solvente com seus compromissos. Deste modo, é de se esperar que F2 tenha seu coeficiente positivo, significando que quanto maior F2 maior será a probabilidade da empresa ser solvente.

### 4.3 RESULTADOS ECONOMETRICOS DOS MODELOS

Para efeito da análise da performance dos modelos, utilizamos primeiramente o método de otimização da rentabilidade, tal qual definimos anteriormente. Performance aqui entenda-se a capacidade do modelo em discriminar empresas solventes e/ou insolventes na amostra e fora da amostra. Quando o percentual de acerto leva em consideração ambos os grupos, define-se como performance geral. Utilizamos então os seguintes pontos de corte, ou seja, o ponto em que a probabilidade de adimplência **Vc** separa os clientes que irão ou não receber crédito:

- a) O Ponto de Corte com a maior performance geral : **Vc = 0,39**
- b) O Ponto de Corte com o menor Erro Tipo II: **Vc = 0,64**
- c) O Ponto de Corte médio: **Vc = 0,50**
- d) Uso do ponto de corte de cada cenário resultante da Programação Linear Inteira.

A performance do modelo foi testada com os dados que compuseram a amostra para regressão do modelo, aqui chamada de dados “na amostra”. Entretanto, também é testado com variáveis explicativas coletadas “fora da amostra”<sup>42</sup> para melhor averiguar a estabilidade do modelo.

---

<sup>42</sup> Ver pg. 58 comentário sobre dados “fora da amostra”.

### 4.3.1 RESULTADO DO MODELO DISCRIMINANTE

O modelo discriminante teve a seguinte equação como resultado da regressão:

$$prob(Y) = 0,403 + 1,59AFC - 0,114F1 + 0,095F2 - 0,14F3 \quad (39)$$

Os coeficientes mostraram-se significantes ao nível de 5% de significância e os sinais foram compatíveis com a teoria a priori. Um aumento de 1 unidade na participação do ativo financeiro circulante aumenta em 159% a probabilidade da empresa ser adimplente, solvente.

Também um aumento de 1 unidade em F1(Estrutura de longo Prazo), diminui em 11.4% a probabilidade da empresa ser solvente. Observe que o valor absoluto de F3 é maior que o de F1, mostrando que é mais prejudicial dívidas de curto prazo. O quadro 4.1 mostra os valores e significância dos coeficientes. O resultado completo da regressão é mostrado no Anexo III, a qual revela um bom ajuste pelo  $R^2$  e pelo *Teste F*.

**Quadro 4.1**  
Análise Discriminante

Variável	Coefficiente	Erro padrão	t-statistic	Value-p
Constante	0,403	0,0626	9,5344	0,0000
AFC	1,589	0,4359	3,6467	0,0004
F1	-0,114	0,0369	-3,0781	0,0026
F2	0,095	0,0397	2,3966	0,0182
F3	-0,14	0,0399	-3,5007	0,0007

#### 4.3.1.1 PERFORMANCE DO MODELO DISCRIMINANTE

Procedemos a análise da performance do modelo discriminante. O modelo de previsão de risco de empresas construído classificou corretamente 77% das empresas quando se utilizou o  $V_c = 0,39$ . Com o objetivo de minimizar o Erro Tipo II, ao se utilizar o  $V_c = 0,64$ , o modelo classificou corretamente 84% das empresas insolvente. O uso do ponto de corte  $V_c = 0,5$ , fez com que a classificação correta geral fosse de 71%, sendo 78% de classificação correta para o bom cliente e 63% para o mal cliente.

**Quadro 4.2**

		% ACERTO NA AMOSTRA		
		SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
DISCRIMINANTE	Vc			
	a) 0,5	78%	63%	71%
	b) 0,39	94%	57%	77%
	c) 0,64	56%	84%	68%

Devido ao viés de análise da performance ao utilizarmos a mesma amostra para verificação do grau de acerto do modelo, buscamos verificar o grau de acerto fora da amostra. Os resultados também foram bastante satisfatórios, como se observa no quadro 4.3 abaixo

Observa-se pelo quadro a seguir um acerto de 75% quando utilizado o ponto de corte de acerto geral e de 87% para a minimização do erro Tipo II, ou seja, o modelo mostrou-se com boa performance para classificação de empresas.

**Quadro 4.3**

% ACERTO FORA DA AMOSTRA				
	CORTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
<b>DISCRIMINANTE</b>	0,5	72%	83%	74%
	0,39	89%	65%	84%
	0,64	44%	87%	54%

#### 4.3.2 RESULTADO DO MODELO LOGIT

O modelo Logit teve a equação 40 como resultado em *odds*. A interpretação dos coeficiente diferem da análise discriminante. Como já citamos anteriormente, *odds* de um evento é definido como o quociente entre a probabilidade que o evento ocorra e seu complementar, onde “e” elevado a potência  $\beta_k$  é o fator no qual o *odds* muda quando a i-ésima variável independente aumenta em uma unidade. Os efeitos de cada variável do *odds* são observados tomando-se o antilog do coeficiente. Devido a exponencialidade dos coeficientes, quando o coeficiente é 1 leva a invariabilidade do *odds*, maior que 1 aumenta o *odds* e inferior a 1 diminui o *odds*. Se  $\beta_k$  é negativo(positivo), o fator vai ser inferior(superior) a 1, o que significa que o *odds* decresceu(cresceu).

Assim, o antilog do coeficiente negativo de F1 (-0,638), 0,5283, multiplica a chance em favor de adimplência em 0,5283 ou diminui a chance pelo fator 0,5283. Também podemos dizer que a chance diminui em 47%, resultado da fórmula  $[(e^{-0,638}-1) \times 100]$ . Assim, as dívidas de curto prazo(F3) diminuem em torno de 52% a probabilidade em favor de adimplência quando F3 aumenta em 1 unidade. Como era esperado, um aumento de 1 unidade em F3, dívidas de curto prazo, terá um impacto maior que as dívidas de longo prazo representadas por F1.

As variáveis F2(Rentabilidade) e AFC têm impactos positivos na chance em favor da adimplência.

$$\frac{P_i}{1-P_i} = e^{b_0+b_1x_{i1}+...+b_mx_{i2}} = e^{-0,57+9,22AFC-0,638F1+0,486F2-0,738F3} \quad (40)$$

Para espelhar a probabilidade de ocorrência de um evento, escrevemos a equação 41 a seguir.

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-(-0,57+9,22AFC-0,638F1+0,486F2-0,738F3)}} \quad (41)$$

Os coeficientes mostraram-se significantes ao nível de 5% de significância e os sinais foram compatíveis com a teoria. Observe que o valor absoluto de F3 é maior que o de F1, mostrando que é mais prejudicial dívidas de curto prazo. O quadro 4.4 mostra os valores e significância dos coeficientes. O resultado completo da regressão é mostrado no Anexo VI.

**Quadro 4.4**  
Modelo Logit

Variável	Coefficiente	Erro padrão	t-statistic	Value-p
Constante	-0,5704	0,3277	-1,7403	0,0818
AFC	9,22	2,942	+3,1341	0,0017
F1	-0,638	0,2294	-2,7812	0,0054
F2	0,486	0,2416	+2,0111	0,0443
F3	-0,738	0,2474	-2,9851	0,0028

Como já mostrado anteriormente, a probabilidade de ter a característica (no caso adimplente) varia  $\rho(1-\rho)\beta_k$  para o valor do parâmetro em  $X_k$ . Usando-se o critério da chance proporcional conforme a fórmula  $p = g^2 + (1-g)^2$ , encontramos  $p=0,5055=50,55\%$  e a probabilidade marginal (Pbmg) para cada variável relevante:

$$\text{Pbmg}(F1) = 0,5055(1 - 0,5055) \times (-0,638) = - 0,1595$$

$$\text{Pbmg}(F2) = 0,5055(1 - 0,5055) \times 0,486 = 0,1215$$

$$\text{Pbmg}(F3) = 0,5055(1 - 0,5055) \times (-0,738) = - 0,1845$$

$$\text{Pbmg}(AFC) = 0,5055(1 - 0,5055) \times 9,22 = 2,3050$$

As probabilidades marginais acima significam o quanto irá variar a probabilidade para variações unitárias nas variáveis explicativas. Por exemplo: Um aumento de uma unidade na dívida de curto prazo (F3), irá diminuir em 18,45% a probabilidade de adimplência da empresa. Já as dívidas de longo prazo (F1), a diminuição da probabilidade de adimplência é de 16%.

#### 4.3.2.1 PERFORMANCE DO MODELO LOGIT

Procedemos a análise da performance ou acurácia do modelo Logit. O modelo de previsão de risco de empresas construído classificou corretamente 76% das empresas quando se utilizou o  $V_c = 0,39$ . Com o objetivo de minimizar o Erro Tipo II, ao se utilizar o  $V_c = 0,64$ , o modelo classificou corretamente 80% das empresas insolventes. O uso do ponto de corte  $V_c = 0,5$  fez com que a classificação correta geral fosse de 70%, sendo 76% de classificação correta para o bom cliente e 63% para o mal cliente.

**Quadro 4.5**

		% ACERTO NA AMOSTRA		
	Corte	SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
<b>LOGIT</b>	0,5	76%	63%	70%
	0,39	91%	59%	76%
	0,645	60%	80%	69%

Novamente devido ao viés de análise da performance ao utilizarmos a mesma amostra para verificação do grau de acerto do modelo, buscamos verificar sua acurácia fora da amostra. Os resultados também foram bastante satisfatórios, como se observa no quadro 4.6 abaixo.

Observa-se pelo quadro a seguir um acerto de 80% quando utilizado o ponto de corte ( $V_c=0,39$ ) de acerto geral e de 87% para a minimização do erro Tipo II ( $V_c=0,645$ ), ou seja, o modelo mostrou-se com boa performance para classificação de empresas.

**Quadro 4.6**

		% ACERTO FORA DA AMOSTRA		
	CORTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
<b>LOGIT</b>	0,5	71%	83%	73%
	0,39	83%	70%	80%
	0,645	53%	87%	61%

#### 4.3.3 RESULTADO DO MODELO PROBIT

O modelo Probit teve a seguinte equação 42 como resultado para espelhar a probabilidade de ocorrência de um evento. Assim como nos modelos anteriores, os valores são significantes estatisticamente e os sinais dos coeficientes estão de acordo com a teoria *a priori*.

(42)

$$prob(y_i = 1) = \Phi(X_i\beta) = \int_{-\infty}^{-0,3679+5,6679AFC-0,3862F1+0,2925F2-0,4371F3} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) dz$$

Observe que o valor absoluto de F3 é maior que o de F1, evidenciando que é mais prejudicial dívidas de curto prazo. O quadro 4.7 mostra os valores e significância dos coeficientes. O resultado completo da regressão é mostrado no Anexo III.

**Quadro 4.7**

**Modelo Probit**

Variável	Coefficiente	Erro padrão	z-statistic	Value-p
Constante	-0,3679	0,1940	-1,8966	0,0579
AFC	5,6679	1,68	3,3737	0,0007
F1	-0,3862	0,1333	-2,8958	0,0038
F2	0,2925	0,1366	+2,1405	0,0323
F3	-0,4371	0,1412	-3,0950	0,0020

Como já mostrado anteriormente, a probabilidade de ter a característica (no caso adimplente) varia conforme a derivada abaixo para o valor do parâmetro em  $X_k$ .

$$\frac{\partial E(y)}{\partial X_k} = \phi(X_i \beta) \beta_k \quad (43)$$

$$\text{onde: } \phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right)$$

Usando-se o critério da média da função de densidade  $\Phi(X_i \beta)$  da amostra, encontramos 0,2761 para a média esperada da variável dependente, assim, as probabilidades marginais (Pbmg) neste ponto são:

$$\text{Pbmg}(F1) = 0,2761 \times (-0,3862) = -0,1066$$

$$\text{Pbmg}(F2) = 0,2761 \times 0,2925 = 0,0808$$

$$\text{Pbmg}(F3) = 0,2761 \times (-0,4371) = -0,1207$$

$$\text{Pbmg}(AFC) = 0,2761 \times 5,6679 = 1,5649$$

As probabilidades marginais acima significam quanto irá variar a probabilidade para variações unitárias nas variáveis. Por exemplo: Um aumento de uma unidade na dívida de curto prazo (F3), irá diminuir em 12% a probabilidade de adimplência da empresa. Já as dívidas de longo prazo (F1), a diminuição da probabilidade de adimplência é de 10,6%.

### 4.3.3.1 PERFORMANCE DO MODELO PROBIT

Procedemos a análise da performance ou acurácia do modelo Probit. O modelo de previsão de risco de empresas construído classificou corretamente 76% das empresas quando se utilizou o  $V_c = 0,39$ . Com o objetivo de minimizar o Erro Tipo II, ao se utilizar o  $V_c = 0,64$ , o modelo classificou corretamente 68% das empresas insolvente. O uso do ponto de corte  $V_c = 0,5$  fez com que a classificação correta geral fosse de 69%, sendo 75% de classificação correta para o bom cliente e 63% para o mal cliente.

**Quadro 4.8**

		% ACERTO NA AMOSTRA			
		Vc	SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
<b>PROBIT</b>		0,5	75%	63%	69%
		0,39	91%	59%	76%
		0,645	59%	80%	68%

Novamente devido ao viés de análise da performance ao utilizarmos a mesma amostra para verificação do grau de acerto do modelo, buscamos verificar sua acurácia fora da amostra. Os resultados também foram bastante satisfatórios, como se observa no quadro 4.9 abaixo.

Observa-se pelo quadro a seguir um acerto de 80% quando utilizado o ponto de corte(0,39) de acerto geral e de 87% para a minimização do erro Tipo I (0,645), ou seja, o modelo mostrou-se com boa performance para classificação de empresas.

**Quadro 4.9**

% ACERTO FORA DA AMOSTRA				
	CORTE	SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
<b>PROBIT</b>	0,5	71%	83%	74%
	0,39	83%	70%	80%
	0,645	49%	87%	58%

#### **4.4 MODELO DE DECISÃO: DEFINIÇÃO DO PONTO DE CORTE POR CENÁRIO**

Neste momento faremos uso do Modelo de Decisão de Programação Linear Inteira para definir o Ponto de Corte  $V_c$  ideal para cada cenário. Utilizaremos os resultados do modelo Logit como base. Entenda-se por ideal o  $V_c$  ótimo encontrado na solução do sistema de minimização da função objetivo a qual é a soma dos custos de oportunidade e inadimplência,  $C_{in} + C_{op}$ . Conforme já definido no capítulo anterior, temos aqui três cenários.

1º Cenário:  $C_{in} > C_{op}$ . Neste cenário, a baixa taxa de juros faz com que o custo de inadimplência seja maior que o custo de oportunidade. Este cenário se faz com taxas “normais”, entenda-se por normais taxas que não ultrapassam, por exemplo, 100% ao ano. No Brasil, para a maioria dos empréstimos a Pessoa Jurídica, os juros situam-se em patamares inferiores a 100% aa, apesar de ainda serem exorbitantes para os padrões mundiais. Neste cenário, encontramos para o valor ótimo de

equilíbrio no modelo de programação linear inteira, um ponto de corte  $V_c = 0,79$ . Este ponto de decisão produziu uma performance geral no nosso modelo de 45%, no entanto, neste cenário o importante é minimizar o Erro Tipo II, neste caso, o modelo teve a performance excelente de 91% de acerto para classificar os clientes insolventes.

Encontramos aqui um  $V_c$  alto de 0,79, significando que o crédito só será aprovado para empresa cuja probabilidade de ser solvente seja superior a 79%. O valor obtido é coerente e consistente, uma vez que instituições financeiras que praticam baixas taxas de juros não podem arriscar-se fazendo empréstimos a clientes com alto risco.

2º Cenário:  $C_{in} < C_{op}$ . Neste cenário, a alta taxa de juros faz com que o custo de inadimplência seja menor que o custo de oportunidade. Aqui, o modelo de programação linear inteira encontrou, em sua solução ótima, um  $V_c=0,334$  com uma performance geral de 86% e no caso, deve-se minimizar o Erro Tipo I, cuja performance foi de 93% na classificação de clientes bons.

3º Cenário:  $C_{in} = C_{op}$ . Neste cenário, a alta taxa de juros de 9,28% faz com que o custo de inadimplência seja igual ao custo de oportunidade. Sendo que a relação de 1 para 1 de cliente bom para cada cliente ruim faz a taxa de inadimplência aceitável se fixar em 50%. Como era de se esperar, o ponto ótimo de corte,  $V_c$  ficou igual a 0,36, próximo de 0,50.

**Quadro 4.10 – Modelo Logit - Resultados por cenário**

		SITUAÇÃO CENÁRIO	TAXA JUROS	% ACERTO POR CENÁRIOS		
				SOLVENTE	INSOLVENTE	GERAL
	CORTE					
	0,79	CIN > COP	6% am	31%	91%	45%
	0,334	CIN < COP	10% am	93%	61%	86%
	0,36	CIN = COP	9,28% am	89%	70%	85%

#### 4.5 CLASSIFICAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO E PROVISIONAMENTO

Conforme já exposto e ressaltado na Tabela 1, O Banco Central brasileiro em conformidade com o Acordo de Basiléia, definiu a partir da Resolução 2682 critérios para a medição e classificação do risco de crédito, juntamente com o provisionamento da perda relativa a cada probabilidade de risco.

O provisionamento ou provisão para devedores duvidosos ou para perdas, é constituída por valores que cubram a expectativa de perdas na respectiva conta, no caso de bancos, clientes. A provisão tem como contrapartida uma conta operacional de resultado, ou seja, ela provoca diminuição no resultado do banco e conseqüentemente diminuição do seu Patrimônio Líquido. Pela Res 2682, os bancos podem emprestar até o limite de 8% do seu PL, deste modo, o aumento da provisão limita os recursos disponibilizados para aplicação.

Os níveis de risco conforme a probabilidade de perda são distribuídos a seguir, a nosso critério, uma vez que a Res. 2682 em seu art. 6 definiu apenas o

percentual de provisionamento por nível de risco conforme a terceira coluna da tabela 4.11:

- . Nível AA: Probabilidade de perda até 0% até 5%
- . Nível A: Probabilidade de Perda de 5,01% até 10%
- . Nível B: Probabilidade de Perda de 10,01% até 20%
- . Nível C: Probabilidade de Perda de 20,01% até 30%
- . Nível D: Probabilidade de Perda de 30,01% até 40%
- . Nível E: Probabilidade de Perda de 40,01% até 55%
- . Nível F: Probabilidade de Perda de 55,01% até 70%
- . Nível G: Probabilidade de Perda de 70,01% até 85%
- . Nível H: Probabilidade de Perda de 85,01% até 100%

A razão dessa classificação resulta da preocupação em cobrir todos os possíveis riscos e compatibilizar com os respectivos provisionamentos em cada faixa de risco, conforme o Quadro 4.11 a seguir. Pelo quadro, observa-se o nível de provisionamento por rating, classificação de risco. Para empresa que obtiverem conceito B, o banco provisionará o equivalente a 1% dos recursos emprestados. Já para empresas com o conceito F, o provisionamento será igual a 50% dos recursos liberados, o que provocará igualmente redução do Patrimônio Líquido no montante de 50% do valor emprestado. É claro que caso não ocorra a inadimplência, os valores retornarão ao Patrimônio Líquido, no entanto, se constantemente o banco libera recursos para esta faixa de risco, ele terá esta redução constante no seu PL, o que provocará restrição dos valores disponibilizados para aplicação e a consequente redução real do lucro do banco.

Para diferenciar o ponto de corte por cenários, o banco pode dividir um nível(conceito) para alocar a inadimplência aceitável, conforme os quadros a seguir. Observe que quanto maior a taxa de juros, maior a tolerância dos níveis de inadimplência e mais empresas serão aprovadas. Na coluna Quantidade de empresas(performance), elencamos, a partir da amostra de 98 empresas utilizadas

para medir a performance do modelo fora da amostra, o quantitativo de empresas por conceito. Neste ponto, no primeiro cenário a empresa é aprovada se obtiver o conceito de C1 a AA, e para o segundo e terceiro cenários, o conceito F1. Observe que o nível de provisionamento permanece para aqueles conceitos que foram divididos em 1 e 2.

**Quadro 4.11**

Classificação de Risco e Provisionamento: Corte 0,79 (1)

<b>Rating ( Conceito )</b>	<b>Classes por Probabilidade de Inadimplência</b>	<b>% Provisiona mento</b>	<b>98 – Qde Empresas por Classe</b>
AA	0% - 5%	0	5
A	5,01 - 10%	0,5	4
B	10,01% - 20%	1	14
<b>C1</b>	20,01% - 21%	3	2
C2	21,01% - 30%	3	9
D	30,01% - 40%	10	15
E	40,01% - 55%	30	12
F	55,01% - 70%	50	20
G	70,01% - 85%	70	6
H	85,01% - 100%	100	11

(1) : O Ponto de Corte de 0,79 significa 79% de Probabilidade de adimplência que é igual a 21% de prob.de insolvência.

**Quadro 4.12**

Classificação de Risco e Provisionamento: Corte 0,334 (2)

<b>Rating (Conceito)</b>	<b>Classes por Probabilidade de Inadimplência</b>	<b>% Provisiona mento</b>	<b>98 - Qde Empresas por Classe</b>
AA	0% - 5%	0	5
A	5,01 - 10%	0,5	4
B	10,01% - 20%	1	14
C	20,01% - 30%	3	11
D	30,01% - 40%	10	15
E	40,01% - 55%	30	12
<b>F1</b>	<b>55,01% - 66,6%</b>	<b>50</b>	<b>18</b>
F2	66,7% - 70%	50	2
G	70,01% - 85%	70	6
H	85,01% - 100%	100	11

(2) : O Ponto de Corte de 0,334 significa 33,4% de Probabilidade de adimplência que é igual a 66,6% de prob.de insolvência.

**Quadro 4.13**

Classificação de Risco e Provisionamento: Corte 0,36 (3)

<b>Rating (Conceito)</b>	<b>Classes por Probabilidade de Inadimplência</b>	<b>% Provisionam ento</b>	<b>98 - Qde Empresas por Classe</b>
AA	0% - 5%	0	5
A	5,01 - 10%	0,5	4
B	10,01% - 20%	1	14
C	20,01% - 30%	3	11
D	30,01% - 40%	10	15
E	40,01% - 55%	30	12
<b>F1</b>	<b>55,01% - 64%</b>	<b>50</b>	<b>13</b>
F2	64,01% - 70%	50	7
G	70,01% - 85%	70	6
H	85,01% - 100%	100	11

(3) : O Ponto de Corte de 0,36 significa 36% de Probabilidade de adimplência que é igual a 64% de prob.de insolvência.

#### 4 CONCLUSÃO:

---

Um dos principais objetivos do trabalho foi verificar se a Estrutura de Capital das empresas poderia servir como sinalizador para um modelo de risco de crédito da situação econômico-financeira da empresa. Isto foi alcançado através das variáveis explicativas significativas estatisticamente utilizadas no modelo. Os fatores F1 e F3, Dívida de Longo Prazo e de Curto Prazo respectivamente mostraram que a estrutura de capital é um bom indicador da real situação da empresa.

Outro indicador relevante do lado da aplicação de capital, Ativo, foi o AFC, Ativo Financeiro Circulante, a qual se mostrou igualmente importante na determinação da insolvência empresarial.

Este estudo então mostrou que é possível, mesmo sob um ambiente de Informação Assimétrica, captar sinalizações deste agente empresarial para identificar com antecedência aquelas empresas mais propensas a se tornarem inadimplentes e aceitar ou negar crédito a luz destas probabilidades de insolvência. O critério de escolha deste ponto de corte se dá através de um modelo de decisão a qual incorporou os custos de oportunidade, inadimplência e a taxa de juros no contexto da política de crédito.

Os modelos analisados, Discriminante, Logit e Probit, apresentaram igualmente boa performance na classificação de empresas definidas como solventes e insolventes, tanto dentro da amostra como fora da amostra. Estes resultados são compatíveis com os diversos trabalhos que se propunham a estudar comparativamente os modelos, ou seja, quase sempre os modelos Logit, Probit e Discriminante dão resultados semelhantes.

A análise discriminante requer a suposição de normalidade multivariada das variáveis independentes e matrizes de variância-covariância iguais nos dois grupos para que a regra de previsão seja ótima. Além disso, devido aos problemas econométricos já citados, a análise discriminante é meramente uma técnica de classificação, enquanto o modelo logit analisa uma relação causal. Como não estamos interessados apenas numa classificação dicotômica das empresas, mas também na estimação dos coeficientes das variáveis independentes e, conseqüentemente, na determinação da probabilidade de ocorrência de insolvência, o modelo logit é o mais apropriado ao nosso estudo, principalmente no uso da Programação Linear inteira no modelo de decisão.

O modelo Logit então classificou corretamente 85% das empresas inseridas na amostra e previu a insolvência de 70% das empresas que de fato foram insolventes. Incorporando os cenários no modelo, quando o Custo de Inadimplência é maior que o Custo de Oportunidade, o índice de acerto destas empresas insolventes passou para 91%. O modelo então ficou bastante robusto como auxiliar da decisão de conceder ou não crédito.

Comparativamente, usando-se como objetivo minimizar o custo de inadimplência, erro tipo II, o modelo discriminante, logit e probit tiveram 87% de acerto, ou seja, praticamente não houve diferença nos resultados dos modelos. Usando como ponte de corte de 0,5, fora da amostra, os modelos também apresentaram resultados semelhantes em torno de 74% de acerto geral.

Verificando os efeitos na probabilidade de inadimplência dado variações unitárias nas variáveis explicativas, observamos através das probabilidades marginais, que um aumento em 1 unidade nas dívidas de curto prazo(F3) irá diminuir em 18,45% a probabilidade de adimplência da empresa quando utilizamos o Logit, para o Probit, este resultado é 12%. Já as dívidas de Longo Prazo(F1), para uma(1) unidade de aumento em F1, a diminuição de probabilidade de adimplência é de 16% para o Logit e de 10,6% para o Probit. O importante aqui é observar que os efeitos negativos de aumentos das dívidas de curto prazo são maiores que das dívidas de longo prazo, ratificando a teoria.

Ressaltamos que os resultados obtidos neste trabalho demonstram que os demonstrativos contábeis das empresas S/A podem ser utilizados como fonte primária de dados, onde o nível de confiança dos dados é maior comparativamente aquelas empresas Ltda e fechadas que não têm obrigatoriedade de publicar trimestralmente os demonstrativos e nem que os mesmos sejam auditados.

A utilização da análise fatorial contribuiu para que pudéssemos usar toda informação disponível da empresa, mesmo aqueles indicadores com problemas de colinearidade. Diversos métodos estatísticos univariados e multivariados, assim como critérios qualitativos são usados na discriminação e classificação do risco, no entanto, o uso da Análise Fatorial qualificou ainda mais as variáveis independentes usadas, colocando-as em grupos de explicação que captam melhor os efeitos dos diversos indicadores econômico-financeiros. Neste ponto, ao delimitar as variáveis nos grupos de estrutura de capitais (dívidas de curto e longo prazos), fortalecemos um dos objetivos do trabalho que era averiguar o poder de explicação das variáveis ligadas à decisão da empresa em relação às suas fontes de financiamento e seu risco de crédito.

A robustez do procedimento metodológico aqui utilizado pôde ser testada através da construção de um modelo com horizonte temporal de 12 meses que se

mostrou eficiente na indicação do tipo do agente. O setor financeiro então, através da classificação do risco de cada agente, pode elaborar um contrato *first best* para cada cliente com um melhor grau de confiança<sup>43</sup>, já que no contrato *first best*, discriminação de preços de 1º grau, o banco define um contrato compatível com o risco-tipo de cada cliente.

Uma vez tendo obtido os *scores* das empresas a partir das variáveis explicativas no modelo, pudemos definir critérios para classificação do risco por classe de probabilidade de inadimplência e assim, utilizar o percentual de provisionamento conforme Res. 2682 do Banco Central Brasileiro por nível de risco.

Uma das limitações deste trabalho é a não incorporação de algumas variáveis que, teoricamente, iriam contribuir na explicação do modelo, como variáveis de comportamento (caráter, cadastro, reciprocidade com o banco, etc), variáveis de administração (decisões de projetos de curto e longo prazo da empresa, capacidade técnica da administração) e variáveis mercadológicas (produto x custo de insumos), no entanto, para o pesquisador externo, que é nosso caso, estas informações não estão disponíveis, mas poderiam contribuir conjuntamente com as variáveis aqui relacionadas. Também mecanismos de controle da heterocedasticidade não observada dos modelos Logit e Probit são importantes<sup>44</sup>. Outra limitação importante do modelo é que o mesmo deverá ser periodicamente submetido à confrontação com a nova realidade, pois os parâmetros aqui encontrados podem mudar com o curso do tempo devido aos novos “*modus operandi*” das empresas, novas tecnologias e ação da capacidade humana.

---

<sup>43</sup> Em vez do contrato *second best* que se dá pela obscuridade do conhecimento do agente, devendo incentivá-lo a escolher aquele contrato que é feito sob medida.

<sup>44</sup> Ver Wooldrige(1997, 483)

Algumas contribuições deste trabalho podem ser elencadas:

- i. Uso do modelo não linear logit e probit para amenizar os problemas encontrados com o uso do modelo linear discriminante e fazer análise comparativa entre estes modelos ;
- ii. Uso da análise fatorial para solucionar os problemas de multicolinearidade dos dados econômico-financeiros culminando no uso de todas as informações disponíveis que seriam perdidas com a retirada de variáveis colineares;
- iii. A ratificação dos impactos dos endividamentos de curto e longo prazos sobre a probabilidade de inadimplência e como sinalizadores de estrutura de capital da situação financeira da empresa;
- iv. Utilização das teorias sobre estrutura de capital para lastrear a indicação de variáveis explicativas e amenizar os efeitos da assimetria informacional;
- v. Utilização da Programação Linear Inteira para construção de um modelo de decisão com a introdução de cenários que incluíssem a taxa de juros e custos de oportunidade e inadimplência.

Este trabalho não tem a presunção de esgotar o assunto de risco e decisão, mas ter contribuído para que a eficácia na análise do risco de crédito seja uma busca constante do setor financeiro, cujo objetivo precípua é ser intermediário de crédito, e as ferramentas aqui utilizadas mostram o quanto pode ser eficiente este processo, fazendo com que o setor financeiro possa conviver com taxas de juros compatíveis com o setor real da economia (taxas menores) sem ter que passar por crises financeiras.

## 6 BIBLIOGRAFIA

---

ALLEN, D.E. e CLISSOLD, M.R. A direct test of the pecking order hypotheses in the Australian context. **Advances in Pacific Finance Markets**, v.4, p.335-357, 1998.

ALTMAN, Edward L. Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporation bankruptcy. **Journal of Finance**, v.23, n.4, p.589-609, set. 1968.

ALTMAN, Edward L, BAIDYA, Tara K.N., Dias, Luiz Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v.19, n.1, p.17-18, Jan./mar. 1979.

ASPAROUKHOV, Ognian K & STAM, Antonie. Mathematical programming formulations for two-group classification with binary variables. **Annals of Operations Research**, v.74, p.89-112, 1997.

BASTOS, Norton Torres. Rentabilidade Ajustada ao Risco das Operações Bancárias de Crédito, **Revista Tecnológica de Crédito**, Rio de Janeiro, SERASA, Jan. 2000.

BREALEY, R. e MYERS, S. **Principles of corporate finance**. 3.ed., McGraw Hill, 1988.

CAQUETE, John B., ALTMAN, Edward I., NARAYANAN, Paul. **Gestão do Risco de Crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999. Pg. 117.

DAMODARAN, Aswath. **Avaliação de Investimentos**. 3.ed., Qualitymark, 1997

DUFFIE, Darrell e SINGLETON, K. J. (1999). Modeling Term Structures of Defaultable Bonds. **Review of Financial Studies**, v.12, pp.687-720, 1999.

EID Júnior, W. Custo e estrutura de capital: o comportamento das empresas brasileiras. **Revista de Administração de Empresas**, S.Paulo, v.36, n.4, 1996.

EICHENGREEN, Barry J. **Crises Financeiras: Análise, Prevenção e Gestão**, Rio de Janeiro. Campus, 2003.

ELIZABETSKY, Roberto. **Um modelo matemático para decisão de crédito no banco comercial**. Trabalho apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP.s.1., s.e., 1976.

FAMÁ, Rubens, GRAVA, J. William. Liquidez e a Teoria dos Elementos Causadores de Insolvência. **Caderno de Pesquisa em Administração**, USP, São Paulo, v.01, n. 12, 2º trim. 2000.

FAMÁ, Rubens, GRAVA, J. William. Teoria da estrutura de Capitais- As discussões Persistem. **Caderno de Pesquisa em Administração**, USP, São Paulo, v.01, n. 11, p.27-36, 1º trim. 2000.

FLANNERY, Mark J. Asymmetric information and risky debt maturity choice. **Journal of Finance**, v.41, n.1, março 1986.

FERREIRA, L de S. e BRASIL, H.G. **Estrutura de Capital: um teste preliminar da “pecking order Hypoteses”**. 21º Encontro da ANPAD, Rio de Janeiro, 1997.

GALLARGHER, Richard J. & PATTERSON, David A. Constrained discriminant analysis via 0 / 1 mixed integer programming. **Annals of Operations Research**,V. 74, P.65-88, 1997.

GEHRLEIN, W.V. & WAGNER, B.J. A two-stage least cost credit scoring model. **Annals of Operations Research**, V.74, P.159-171, 1977.

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de Administração Financeira**. 3. Ed. São Paulo: Harbra, 1997.

GREENE, W.H. **Econometrics analysis**. 3. ed., Prentice Hall, 1997.

GREENDAUM, Studart I, THAKOR, Anjern V. **Contemporary Financial Intermediation**. Flórida, The Dryden Press-Harcourt Brace College Publish hers, 1995.

HARRIS, M., RAVIV, A. The theory of capital structure. **Journal of Finance**, v.46, n. 1, p.297-355, 1991.

JENSEN, M e Meckling, W. H. theory of the Firm: managerial behavior, agency costs and ownership structure. **Journal of Finance Economics**, v.3, p.305-360, out. 1976.

JOHNSTON, J, DINARDO, J. **Métodos Econométricos**, São Paulo, McGraw-Hill, 4. ed., 2001.

KANITZ, Stephen Charles. **Como prever falências**. São Paulo, McGraw-Hill, 1978.

KMV Corporation, 1993. **Portfolio Management of Default Risk**. KMV Corporation, San Francisco.

LEMONS, J.J.S. Indicadores de Degradação no Nordeste Sub-úmido e Semi-árido. **Revista SOBER**, p.1-10, 2000.

LEWIS, Edward M. **An Introduction to Credit Scoring**. 2. ed., Fair Isaac and Co. 1992

MATOS, João Amaro. **Theoretical foundations of corporate finance**, Rio de Janeiro, Atlas, 1999.

MATIAS, Alberto Borges. **Contribuições às técnicas de análise financeira**: Um modelo de concessão de crédito. Trabalho apresentado à faculdade de Economia da USP, s.1., s.e.,1978.

MATARAZZO, Dante C. **Análise Financeira de balanços**. 4.ed., São Paulo, Atlas,1997.

MARKOWITZ, Harry. Portfolio Selection. **The Journal of finance**, p.89, 1952.

MERTON, Robert C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. **Journal of Finance**, v.29, pp. 449-470, 1974.

MODIGLIANI, F., MILLER, M. H. The cost of capital, corporate finance and the thory of investment. **American Economic Review**, v, 48, p.201-297, 1958.

MOREIRA, Maurício M; PUGA, Fernando P. Como a Indústria Financia o seu Crescimento: Uma Análise do Brasil Pós-Plano Real. **Textos para Discussão** nº 84. IPEA, Out.2000

MORRISON, Donald D. **Multivariate Statistical Methods**. New York: McGraw-Hill, 1967

MYERS, S. C. The Capital structure puzzle. **Journal of Finance**, v.39, n.3, jul 1984.

MYERS, S. C. Still searching for otimal capital structure. **Journal of applied corporate finance**.v.10, p.185-194, 1990.

MYERS, S. C. New Issues in Corporate Finance. **European Economic review**, v.32, p.1.167-1.189, 1988.

RODRIGUES, Waldery Jr, MONTEIRO, Giovani. Padrão de Financiamento das Empresas Privadas no Brasil. **Textos para Discussão** nº 653. IPEA, Jul.99

ROSS, Stephan.. The Determination of financial structure: the incentive approach. **The bell Journal of Economics**, v.8, pg.23-40, 1977

ROSS, S; WESTERFIELD, R. e JAFRE, J. **Corporate Finance**. 4.ed., Richard D. Irwin, 1996.

RUMMEL, R. J. **applied factor Analysis**. Evanston, Northwestern University Press, 1970

SALANIÉ, Bernard. **The Economics of Contracts**, Cambridge, Massachusetts: Mit Press, 1998

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

SCARPEL, R. A. & MILIONI, A Z. Utilização conjunta de modelagem econométrica e otimização em decisões de concessão de crédito. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v.22, p.61-72, jan./jun. 2002

SCARPEL, R. A. & MILIONI, A Z. Aplicação de Modelagem Econométrica à Análise Financeira de Empresas. **RAUSP**, v.36, p.80-88, 2001

SCHILDNERINCK, J. H. **Regression and Factor Analysis Applied in Econometrics**. Martinus Nejhaf Social Sciences Division, Lerdin 1977.

SECURATO, José Roberto. **Crédito**: Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SILVA, José Pereira da, **Gestão e Análise de Risco de Crédito**, São Paulo: Atlas, 1997.

SILVA, A P D & STAM A. A Mixed programming Algoritim for Minimizing the Trainig Sample Misclassification Cost. **Annal of Operations Resarch**, v.74, p.129-157, 1997.

STIGLITZ. Crédit markets and the control of capital. **Journal of Money, Credit and Banking**, v.17, n.2, p.133-152, maio 1985.

VAN HORNER, James. C. **Financial Management and policy**. 3. Ed. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1995.

WILSON, T. C. (1997). Measuring and Managing Credit Risk Portfolio: Part I: Modelling Systemic Default Risk. **Risk** , v.9, n.10, Set 1997.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. Cambridge: The Mit Press, , 1997

ZONENSCHAIN, Claudia N. Estrutura de capital das empresas no Brasil. **Revista do BNDES**, Rio de Janeiro, v.5, n.10, p.63-92, Dez 1998.

**ANEXO I - INDICADORES ECONÔMICO  
FINANCEIROS**

**Amostra  
114**

Nº	Y	AFC	FcxBrT	LB	AP	ELP	PFC	CTF	COMPDV	CT	DivTTLiq	LG	GiroAt	RentAt
1	1	0,12	0,20	0,34	0,47	0,33	0,20	0,52	0,32	0,61	0,24	0,86	0,83	17,64
2	1	0,14	0,25	0,37	0,48	0,39	0,22	0,61	0,28	0,77	0,21	0,67	1,24	17,24
3	1	0,30	0,13	0,29	0,09	0,00	0,14	0,14	0,47	0,30	-0,28	3,44	1,54	15,04
4	1	0,30	0,07	0,13	0,39	0,25	0,07	0,33	0,20	0,38	0,00	1,62	0,28	6,58
5	1	0,18	0,13	0,40	0,26	0,23	0,11	0,34	0,24	0,46	-0,05	1,60	1,14	8,99
6	1	0,01	0,17	0,18	0,71	0,50	0,07	0,57	0,11	0,61	0,48	0,47	0,38	12,04
7	0	0,11	0,23	0,35	0,41	0,19	0,10	0,29	0,26	0,39	0,02	1,51	0,83	12,87
8	0	0,02	-0,08	0,13	0,34	0,15	0,35	0,50	0,45	0,78	0,45	0,85	0,75	-9,65
9	0	0,10	-0,11	0,33	0,32	0,27	0,21	0,48	0,31	0,68	0,26	1,00	1,61	-13,80
10	1	0,21	0,04	0,09	0,22	0,04	0,04	0,08	0,10	0,43	-0,17	1,81	0,70	1,87
11	1	0,21	0,08	0,65	0,18	0,16	0,12	0,28	0,26	0,46	-0,09	1,77	1,13	4,50
12	1	0,01	0,06	0,10	0,13	0,02	0,09	0,11	0,67	0,13	-0,01	6,57	0,49	5,35
13	0	0,12	0,10	0,21	0,57	0,39	0,15	0,54	0,22	0,70	0,28	0,61	0,82	4,64
14	1	0,03	0,07	0,25	0,31	0,04	0,28	0,31	0,46	0,60	0,03	1,15	1,15	0,16
15	0	0,01	0,00	0,33	0,18	0,36	0,40	0,76	0,43	0,93	0,19	0,86	1,33	-2,06
16	1	0,15	0,14	0,32	0,26	0,04	0,04	0,07	0,10	0,35	-0,15	2,08	1,40	9,24
17	0	0,06	0,11	0,12	0,29	0,25	0,30	0,55	0,40	0,74	0,24	0,96	1,06	5,89
18	1	0,02	0,16	0,43	0,30	0,19	0,21	0,40	0,37	0,56	0,14	1,29	1,27	9,96
19	0	0,03	0,14	0,25	0,43	0,12	0,29	0,42	0,59	0,50	0,23	1,18	1,21	7,35
20	0	0,00	0,13	0,33	0,63	0,26	0,22	0,48	0,36	0,62	0,16	0,51	1,35	8,16
21	0	0,02	-0,06	0,25	0,49	0,11	0,47	0,59	0,57	0,84	0,09	0,57	1,16	-13,81
22	0	0,01	0,01	0,17	0,33	0,76	0,16	0,92	0,16	1,00	0,70	0,67	0,49	-2,58
23	1	0,15	0,07	0,20	0,25	0,09	0,27	0,35	0,42	0,64	0,11	1,18	0,73	1,44
24	0	0,10	0,30	0,43	0,48	0,13	0,26	0,38	0,50	0,52	0,10	1,00	2,46	24,76
25	1	0,04	0,18	0,29	0,67	0,52	0,14	0,65	0,19	0,71	0,39	0,47	0,70	13,20
26	0	0,03	0,16	0,20	0,50	0,11	0,11	0,21	0,37	0,28	0,06	1,78	0,63	7,78
27	1	0,17	0,00	0,03	0,17	0,19	0,34	0,53	0,54	0,64	0,17	1,30	0,39	-11,62
28	0	0,03	-0,22	0,56	0,20	0,33	0,33	0,66	0,36	0,92	0,04	0,87	1,34	-26,52
29	1	0,12	0,17	0,32	0,46	0,23	0,13	0,35	0,23	0,54	0,03	1,00	1,25	5,36
30	0	0,17	0,10	0,21	0,25	0,04	0,13	0,17	0,61	0,21	-0,08	3,72	0,84	5,23
31	0	0,06	0,12	0,25	0,63	0,25	0,14	0,39	0,30	0,45	0,23	0,81	0,66	6,91

32	1	0,04	0,20	0,36	0,46	0,22	0,09	0,31	0,22	0,42	0,08	1,30	1,43	14,38
33	0	0,13	0,24	0,28	0,35	0,23	0,03	0,26	0,06	0,57	-0,11	1,15	1,06	8,43
34	0	0,01	0,07	0,13	0,38	0,03	0,43	0,46	0,65	0,66	0,02	0,93	0,92	1,26
35	1	0,24	0,09	0,24	0,16	0,30	0,10	0,41	0,15	0,68	0,01	1,22	0,72	8,85
36	1	0,00	0,00	0,01	0,77	0,01	0,01	0,01	0,29	0,02	0,00	12,92	0,03	8,19
37	1	0,14	0,17	0,46	0,34	0,11	0,07	0,18	0,25	0,27	-0,11	2,52	1,08	10,17
38	0	0,07	0,04	0,19	0,51	0,32	0,38	0,70	0,47	0,81	0,28	0,59	0,61	-4,53
39	1	0,01	0,06	0,73	0,32	0,48	0,10	0,59	0,13	0,78	0,00	0,87	1,94	1,78
40	0	0,00	-0,15	0,04	0,65	0,38	0,26	0,64	0,33	0,79	0,15	0,39	0,54	-20,52
41	1	0,22	0,28	0,33	0,29	0,01	0,08	0,09	0,53	0,16	-0,22	4,49	0,89	18,00
42	0	0,17	0,11	0,26	0,31	0,18	0,21	0,38	0,30	0,69	0,15	1,00	1,20	10,01
43	0	0,01	0,07	0,35	0,09	0,42	0,28	0,71	0,34	0,82	0,23	1,11	1,42	5,17
44	1	0,01	0,09	0,30	0,27	0,03	0,13	0,16	0,34	0,38	0,10	1,95	0,69	6,41
45	1	0,25	0,25	0,40	0,42	0,25	0,14	0,39	0,24	0,58	-0,01	1,01	0,96	19,36
46	1	0,09	0,21	0,60	0,32	0,23	0,10	0,33	0,19	0,54	0,11	1,26	1,52	15,41
47	1	0,11	0,23	0,33	0,43	0,31	0,14	0,45	0,24	0,59	0,23	0,96	1,05	15,17
48	1	0,11	0,25	0,33	0,43	0,30	0,15	0,44	0,25	0,58	0,22	0,98	1,04	7,65
49	1	0,11	0,17	0,43	0,42	0,06	0,09	0,15	0,27	0,34	-0,11	1,70	0,95	9,97
50	0	0,03	0,11	0,26	0,22	0,03	0,36	0,39	0,77	0,47	0,23	1,85	1,23	7,52
51	0	0,05	0,12	0,28	0,39	0,22	0,12	0,35	0,26	0,48	0,12	1,26	0,92	4,09
52	1	0,09	0,14	0,35	0,17	0,03	0,28	0,31	0,65	0,42	0,01	2,54	0,96	14,91
53	0	0,17	0,15	0,08	0,19	0,39	0,32	0,71	0,36	0,90	0,34	0,90	0,31	2,39
54	1	0,12	0,19	0,35	0,27	0,15	0,26	0,41	0,36	0,71	0,16	1,02	1,74	8,05
55	0	0,25	0,11	0,36	0,18	0,11	0,34	0,45	0,52	0,65	0,12	1,26	1,58	2,37
56	1	0,25	0,10	0,37	0,34	0,34	0,18	0,52	0,29	0,63	0,00	1,04	1,41	6,21
57	1	0,02	0,11	0,41	0,27	0,22	0,25	0,47	0,42	0,59	0,35	1,25	1,23	4,80
58	0	0,01	0,09	0,32	0,42	0,33	0,16	0,49	0,24	0,68	0,44	0,84	0,99	7,51
59	1	0,26	0,18	0,29	0,45	0,31	0,14	0,45	0,27	0,50	0,11	1,09	0,62	10,43
60	1	0,09	0,06	0,31	0,55	0,28	0,01	0,29	0,01	0,52	0,00	0,87	1,30	0,22
61	1	0,15	0,15	0,17	0,45	0,16	0,20	0,36	0,30	0,66	-0,09	0,83	0,93	4,94
62	1	0,14	0,10	0,30	0,37	0,31	0,18	0,49	0,28	0,63	0,17	0,98	1,10	4,17
63	0	0,03	0,10	0,22	0,16	0,17	0,22	0,39	0,34	0,65	0,29	1,31	1,35	7,17
64	0	0,12	0,18	0,50	0,32	0,21	0,06	0,27	0,15	0,42	0,06	1,62	1,07	12,41
65	1	0,09	0,09	0,29	0,74	0,14	0,12	0,27	0,33	0,37	0,09	0,70	1,12	5,62
66	0	0,06	0,18	0,46	0,34	0,13	0,11	0,24	0,41	0,26	0,11	2,55	1,84	12,21
67	1	0,18	0,27	0,49	0,39	0,08	0,20	0,28	0,46	0,44	-0,03	1,44	1,53	18,29

68	0	0,02	0,22	0,61	0,26	0,01	0,10	0,11	0,29	0,34	0,01	2,19	2,06	18,21
69	1	0,15	0,19	0,21	0,64	0,06	0,07	0,13	0,34	0,21	-0,08	1,74	0,66	11,14
70	0	0,02	0,07	0,24	0,32	0,04	0,28	0,32	0,46	0,61	0,03	1,12	1,15	0,16
71	0	0,00	0,11	0,14	0,37	0,63	0,15	0,79	0,18	0,86	0,06	0,72	0,50	2,81
72	0	0,07	0,12	0,38	0,46	0,14	0,14	0,28	0,35	0,40	0,10	1,42	0,94	7,03
73	1	0,00	0,09	0,34	0,26	0,34	0,16	0,50	0,24	0,65	0,26	1,15	1,43	5,37
74	1	0,15	0,28	0,57	0,16	0,10	0,13	0,23	0,32	0,39	-0,06	2,14	2,26	24,88
75	0	0,04	-0,09	0,07	0,56	0,50	0,02	0,52	0,02	0,81	0,00	0,54	0,53	-18,91
76	1	0,10	0,21	0,48	0,35	0,18	0,30	0,49	0,46	0,65	0,22	0,98	1,93	11,71
77	0	0,20	0,11	0,28	0,39	0,38	0,22	0,61	0,31	0,73	-0,10	0,82	1,48	11,15
78	0	0,11	0,10	0,03	0,22	0,01	0,35	0,36	0,77	0,45	0,23	1,71	2,57	5,26
79	1	0,03	0,18	0,20	0,44	0,15	0,12	0,26	0,28	0,42	0,08	1,34	0,92	10,89
80	1	0,03	0,17	0,26	0,64	0,29	0,12	0,40	0,21	0,57	0,16	0,64	1,91	13,27
81	1	0,13	0,05	0,09	0,47	0,19	0,06	0,24	0,21	0,27	0,02	1,96	0,34	15,14
82	1	0,12	0,00	0,08	0,40	0,08	0,28	0,36	0,52	0,54	0,13	1,11	1,09	1,51
83	0	0,09	0,02	0,10	0,08	0,23	0,10	0,33	0,27	0,38	-0,07	2,44	0,52	7,48
84	1	0,01	0,00	0,00	0,98	0,11	0,00	0,11	0,00	0,11	-0,01	0,22	0,00	-2,48
85	0	0,02	0,23	0,37	0,29	0,05	0,22	0,26	0,65	0,33	0,10	2,37	1,74	14,90
86	0	0,02	0,02	0,41	0,40	0,28	0,32	0,60	0,37	0,87	0,37	0,66	1,31	1,23
87	1	0,04	0,16	0,16	0,56	0,18	0,15	0,33	0,31	0,49	0,09	0,89	0,52	10,25
88	0	0,08	0,23	0,54	0,28	0,20	0,15	0,35	0,25	0,59	0,14	1,22	1,69	12,86
89	1	0,09	0,14	0,20	0,64	0,30	0,14	0,44	0,27	0,52	0,25	0,69	0,65	3,56
90	1	0,37	0,09	0,33	0,19	0,22	0,31	0,53	0,44	0,69	0,10	1,18	1,11	7,66
91	0	0,02	0,06	0,32	0,58	0,19	0,22	0,41	0,35	0,63	0,18	0,66	1,07	0,77
92	0	0,01	0,15	0,35	0,47	0,33	0,06	0,39	0,12	0,50	0,25	1,06	1,10	9,96
93	0	0,04	0,13	0,19	0,50	0,13	0,24	0,37	0,52	0,47	0,23	1,08	1,01	3,41
94	0	0,01	0,13	0,35	0,46	0,23	0,24	0,47	0,38	0,63	0,36	0,86	1,26	4,61
95	1	0,01	0,09	0,02	0,02	0,90	0,02	0,92	0,02	0,99	0,00	0,99	0,15	-6,07
96	0	0,00	0,13	0,19	0,58	0,48	0,21	0,68	0,28	0,73	0,34	0,58	0,40	8,02
97	1	0,04	0,21	0,21	0,80	0,20	0,09	0,29	0,27	0,33	0,10	0,62	0,50	16,03
98	0	0,08	0,28	0,59	0,19	0,08	0,30	0,38	0,57	0,52	0,12	1,56	1,04	21,90
99	1	0,12	0,09	0,12	0,56	0,02	0,03	0,06	0,17	0,21	-0,08	2,11	0,74	7,20
100	0	0,05	0,04	0,27	0,38	0,38	0,32	0,71	0,37	0,88	0,34	0,71	1,47	0,15
101	1	0,18	0,14	0,20	0,58	0,35	0,16	0,50	0,29	0,54	0,27	0,77	0,44	10,06
102	1	0,09	0,12	0,32	0,27	0,00	0,02	0,02	0,19	0,09	-0,09	8,51	0,59	10,49
103	1	0,35	0,21	0,35	0,16	0,00	0,11	0,11	0,63	0,17	-0,35	4,89	0,98	17,97

104	0	0,03	0,06	0,23	0,20	0,10	0,32	0,42	0,46	0,69	0,35	1,16	1,01	3,13
105	0	0,07	0,05	0,21	0,33	0,68	0,09	0,76	0,10	0,90	0,48	0,74	0,94	0,95
106	1	0,22	0,25	0,42	0,45	0,13	0,17	0,30	0,43	0,38	0,00	1,47	1,86	16,07
107	1	0,08	0,13	0,24	0,64	0,37	0,11	0,48	0,19	0,58	0,29	0,62	0,96	9,02
108	1	0,13	0,23	0,33	0,55	0,41	0,18	0,59	0,28	0,64	0,17	0,71	0,72	17,78
109	0	0,05	0,08	0,24	0,41	0,35	0,18	0,52	0,28	0,64	0,34	0,92	0,99	0,74
110	1	0,03	0,06	0,35	0,54	0,40	0,16	0,56	0,22	0,70	0,25	0,66	1,08	0,07
111	1	0,07	0,16	0,21	0,65	0,30	0,17	0,47	0,34	0,50	0,29	0,68	0,44	10,32
112	0	0,02	0,05	0,52	0,32	0,37	0,29	0,66	0,35	0,82	0,48	0,83	1,21	0,10
113	1	0,26	0,19	0,33	0,25	0,19	0,25	0,44	0,47	0,54	0,05	1,41	0,89	16,28
114	1	0,03	0,15	0,19	0,50	0,11	0,10	0,21	0,35	0,28	0,06	1,82	0,60	3,04

## ANEXO II - FATORES RESULTANTES

### DA ANÁLISE FATORIAL

Nº	F1	F2	F3	F4
1	0,81	1,18	0,04	-0,45
2	1,28	1,41	-0,12	0,08
3	-1,92	-0,25	0,22	1,39
4	-0,69	-0,59	-0,94	-0,88
5	-0,50	-0,07	-0,88	0,96
6	1,40	1,11	-1,02	-2,02
7	-0,43	0,88	-0,60	-0,09
8	0,61	-1,77	1,52	-0,71
9	0,30	-2,02	-0,05	0,94
10	-1,63	-1,36	-1,25	0,10
11	-0,78	-0,51	-1,03	1,99
12	-2,56	-1,24	0,95	-0,50
13	0,93	0,08	-0,47	-0,89
14	-0,44	-0,71	1,01	0,28
15	1,18	-1,36	0,91	1,19
16	-1,44	-0,10	-1,32	0,99
17	0,65	-0,30	0,93	-0,27
18	0,11	0,42	0,21	0,73
19	0,14	0,43	1,66	-0,48
20	0,66	0,68	0,33	-0,36
21	0,52	-1,79	2,05	-0,02
22	2,50	-1,04	-0,92	-0,68
23	-0,26	-0,83	0,84	-0,07
24	0,40	2,40	1,16	0,87
25	1,62	1,17	-0,69	-1,21
26	-0,85	0,38	0,09	-1,07
27	-0,06	-2,09	1,46	-0,58
28	0,49	-3,58	-0,12	2,34
29	-0,04	0,30	-0,60	0,19
30	-1,80	-0,59	0,80	-0,12

Nº	F1	F2	F3	F4
45	0,14	1,28	-0,64	0,26
46	0,10	1,09	-1,02	1,44
47	0,61	1,16	-0,42	-0,16
48	0,55	0,89	-0,37	-0,13
49	-1,08	0,45	-0,64	0,35
50	-0,27	-0,01	2,58	0,02
51	-0,19	-0,11	-0,46	-0,11
52	-0,86	0,18	1,54	0,49
53	1,26	-0,62	0,70	-0,63
54	0,37	0,43	0,57	0,99
55	0,09	-0,40	1,34	1,15
56	0,29	-0,21	-0,50	0,94
57	0,50	0,04	0,67	0,51
58	0,94	0,21	-0,24	-0,29
59	0,20	0,52	-0,47	-0,51
60	-0,25	-0,42	-1,93	0,22
61	-0,19	-0,14	0,00	-0,27
62	0,43	-0,21	-0,27	0,19
63	0,18	-0,28	0,47	0,49
64	-0,40	0,61	-1,29	0,85
65	-0,27	0,52	-0,02	-1,01
66	-0,72	0,86	0,05	0,92
67	-0,37	1,55	0,52	0,79
68	-0,94	1,29	-0,42	1,90
69	-1,18	0,83	-0,17	-1,31
70	-0,41	-0,71	1,02	0,23
71	1,22	-0,74	-1,24	-0,26
72	-0,42	0,27	-0,05	-0,12
73	0,56	-0,23	-0,48	0,80
74	-0,65	1,66	-0,34	2,27

Nº	F1	F2	F3	F4
89	0,48	0,38	-0,20	-1,39
90	0,30	-0,41	0,77	0,79
91	0,34	-0,16	0,34	-0,41
92	0,36	0,62	-1,19	-0,10
93	0,01	0,23	1,26	-0,95
94	0,75	0,40	0,63	-0,15
95	1,29	-2,20	-2,86	0,53
96	1,40	0,35	-0,09	-1,40
97	-0,08	1,55	-0,28	-2,01
98	0,01	1,56	1,25	1,03
99	-1,56	-0,11	-0,80	-1,12
100	1,42	-0,59	0,68	0,33
101	0,65	0,56	-0,12	-1,44
102	-2,86	-0,64	-1,07	0,10
103	-2,39	0,26	0,49	0,81
104	0,29	-0,59	1,39	0,06
105	1,82	-0,70	-1,47	-0,04
106	-0,31	1,48	0,37	0,65
107	0,80	0,67	-0,64	-1,02
108	1,01	1,34	-0,33	-0,64
109	0,74	-0,33	-0,11	-0,35
110	0,92	-0,27	-0,64	-0,10
111	0,61	0,86	0,21	-1,72
112	1,47	-0,34	0,36	0,81
113	-0,03	0,59	0,69	0,28
114	-0,90	0,07	-0,03	-1,07

31	0,24	0,49	-0,08	-1,28
32	-0,14	1,04	-0,70	0,23
33	-0,43	0,38	-1,69	0,48
34	-0,08	-0,68	2,37	-0,51
35	-0,13	-0,69	-1,20	0,62
36	-3,49	-1,18	-0,35	-2,72
37	-1,22	0,33	-0,90	0,75
38	1,18	-0,82	1,32	-0,93
39	0,78	-0,40	-1,94	2,74
40	0,68	-2,59	0,20	-1,33
41	-2,04	0,92	0,24	0,16
42	0,18	0,01	0,15	0,29
43	1,05	-0,71	0,09	1,43

75	0,30	-2,57	-2,17	-0,61
76	0,70	1,07	1,01	1,09
77	0,52	-0,03	-0,31	0,74
78	-0,31	-0,07	2,91	0,36
79	-0,43	0,55	-0,18	-0,59
80	0,55	1,17	-0,45	-0,17
81	-0,97	-0,10	-0,72	-1,35
82	-0,32	-0,87	1,43	-0,68
83	-1,15	-1,37	-0,69	0,16
84	-1,07	-0,39	-1,38	-3,14
85	-0,66	1,12	1,48	0,57
86	1,22	-0,46	0,71	0,48
87	-0,12	0,51	0,03	-1,31

**ANEXO III - INDICADORES ECONÔMICO FINANCEIROS – Fora da Amostra**  
98 empresas

Nº	AFC	FcxBr	LB	AP	ELP	PFC	CTF	COMP	CT	DivTTLiq	LG	GAT	RAT
1	0,12	0,06	0,16	0,47	0,39	0,27	0,66	0,36	0,74	0,39	0,69	0,62	5,94
2	0,03	(0,06)	0,35	0,59	1,70	0,52	2,22	0,21	2,42	0,03	0,14	1,25	-11,66
3	0,06	0,15	0,27	0,58	0,51	0,16	0,67	0,20	0,84	0,43	0,50	1,18	10,86
4	0,22	0,15	0,28	0,12	0,00	0,11	0,11	0,36	0,30	(0,21)	3,29	1,39	17,14
5	0,43	0,08	0,26	0,35	0,25	0,10	0,35	0,25	0,40	(0,15)	1,60	0,36	6,86
6	0,17	0,15	0,38	0,30	0,21	0,15	0,36	0,33	0,46	0,01	1,54	1,16	8,85
7	0,03	0,16	0,20	0,71	0,42	0,16	0,58	0,24	0,66	0,48	0,44	0,38	10,87
8	0,11	0,17	0,23	0,51	0,20	0,13	0,32	0,30	0,42	0,06	1,17	0,6	10,87
9	0,00	0,04	0,16	0,78	0,31	0,81	1,13	0,51	1,59	0,89	0,12	0,73	-6,5
10	0,00	0,06	0,17	0,34	0,15	0,30	0,45	0,43	0,69	0,42	0,96	1,23	4,34
11	0,30	0,03	0,05	0,27	0,04	0,04	0,08	0,15	0,29	(0,27)	2,47	0,51	0,56
12	0,11	0,10	0,71	0,19	0,14	0,09	0,23	0,21	0,42	(0,08)	1,95	1,17	4,62
13	0,00	0,08	0,07	0,13	0,03	0,04	0,07	0,27	0,15	(0,00)	5,74	0,43	5,67
14	0,00	(0,68)	0,23	0,15	1,12	0,16	1,28	0,11	1,43	0,13	0,60	0,64	-327,4
15	0,04	0,09	0,24	0,35	0,04	0,24	0,28	0,43	0,55	(0,03)	1,18	1,07	0,75
16	0,13	0,30	0,24	0,30	0,06	0,07	0,13	0,20	0,37	(0,08)	1,91	1,32	8,82
17	0,03	0,04	0,38	0,47	0,62	0,78	1,40	0,50	1,57	0,69	0,34	1,22	-4,62
18	0,10	0,03	0,06	0,36	0,12	0,27	0,39	0,45	0,60	0,23	1,07	0,83	4,5
19	0,03	0,18	0,48	0,28	0,17	0,22	0,39	0,40	0,55	0,13	1,34	1,31	11,47
20	0,00	0,16	0,37	0,63	0,25	0,21	0,45	0,35	0,59	0,11	0,54	1,53	7,28
21	0,03	0,01	0,14	0,36	0,75	0,13	0,89	0,14	0,97	0,68	0,66	0,45	1,73
22	0,26	0,05	0,19	0,27	0,07	0,32	0,39	0,52	0,61	0,03	1,21	0,89	1,83
23	0,15	0,13	0,15	0,40	0,31	0,27	0,58	0,42	0,65	0,37	0,92	1,38	5,48
24	0,05	0,11	0,19	0,49	0,12	0,10	0,22	0,34	0,29	0,05	1,84	0,59	8,83
25	0,19	0,04	0,22	0,50	0,29	0,15	0,44	0,25	0,59	0,05	0,86	1,06	4,64
26	0,28	0,09	0,18	0,22	0,03	0,22	0,26	0,77	0,29	(0,10)	2,78	0,72	4,96
27	0,06	0,08	0,21	0,64	0,25	0,13	0,38	0,30	0,45	0,20	0,78	0,59	3,84
28	0,09	0,11	0,20	0,48	0,25	0,12	0,37	0,25	0,48	0,04	1,09	1	6,93
29	0,04	0,17	0,22	0,49	0,08	0,09	0,17	0,19	0,47	(0,01)	1,09	1	12,7
30	0,01	0,10	0,18	0,42	0,03	0,40	0,44	0,63	0,64	(0,00)	0,90	0,94	3,99
31	0,29	0,07	0,18	0,18	0,23	0,12	0,35	0,17	0,71	(0,05)	1,15	0,51	4,58
32	0,02	0,00	0,01	0,80	0,00	0,00	0,01	0,42	0,01	(0,02)	18,12	0,02	4,38
33	0,04	0,15	0,39	0,38	0,11	0,04	0,15	0,16	0,24	(0,03)	2,63	0,97	8,91
34	0,05	0,01	0,16	0,55	0,30	0,37	0,67	0,49	0,75	0,30	0,60	0,56	-5,88
35	0,01	0,07	0,63	0,33	0,50	0,14	0,64	0,18	0,81	0,01	0,83	1,68	1,29
36	0,28	0,24	0,33	0,25	0,03	0,07	0,10	0,45	0,16	(0,28)	4,72	0,87	19,03
37	0,25	0,12	0,24	0,30	0,26	0,20	0,46	0,27	0,75	0,16	0,94	1,17	9,62
38	0,02	0,13	0,39	0,25	0,05	0,12	0,18	0,36	0,34	0,10	2,19	0,81	10,89
39	0,30	0,21	0,31	0,40	0,28	0,11	0,40	0,19	0,57	(0,01)	1,05	0,97	16,9
40	0,04	0,20	0,46	0,30	0,29	0,12	0,41	0,20	0,59	0,19	1,18	1,26	14,61
41	0,07	0,15	0,23	0,55	0,35	0,19	0,55	0,29	0,66	0,37	0,68	0,94	7,98
42	0,07	0,15	0,23	0,55	0,36	0,20	0,55	0,29	0,66	0,37	0,68	0,93	4

43	0,05	0,12	0,45	0,48	0,07	0,07	0,14	0,22	0,30	(0,04)	1,72	0,98	4,71
44	0,04	0,10	0,16	0,46	0,26	0,12	0,38	0,23	0,50	0,19	1,09	0,75	0,67
45	0,14	0,14	0,36	0,21	0,03	0,24	0,27	0,69	0,34	(0,07)	3,38	0,96	13,74
46	0,02	0,04	0,08	0,28	0,46	0,30	0,75	0,31	0,96	0,37	0,75	0,34	-6,2
47	0,03	0,10	0,32	0,38	0,20	0,23	0,43	0,35	0,65	0,28	0,96	1,57	-1,19
48	0,29	0,08	0,28	0,20	0,16	0,34	0,50	0,50	0,68	0,14	1,18	1,3	1,06
49	0,05	0,20	0,34	0,37	0,40	0,16	0,57	0,24	0,69	0,26	0,92	1,32	3,05
50	0,16	0,55	0,35	0,49	0,29	0,19	0,47	0,36	0,53	0,16	0,97	0,78	26,17
51	0,10	0,12	0,36	0,51	0,28	0,08	0,35	0,14	0,54	0,01	0,91	1,13	5,32
52	0,13	0,10	0,26	0,45	0,27	0,21	0,48	0,35	0,60	0,17	0,91	1,04	2,07
53	0,09	0,04	0,41	0,35	0,22	0,06	0,28	0,14	0,43	0,11	1,53	1,05	8,09
54	0,10	0,11	0,26	0,71	0,10	0,14	0,24	0,41	0,34	0,01	0,86	1,02	6,83
55	0,10	0,21	0,38	0,34	0,06	0,07	0,13	0,24	0,28	(0,01)	2,35	1,71	15,84
56	0,20	0,30	0,48	0,44	0,10	0,15	0,25	0,43	0,36	(0,03)	1,59	1,37	20,27
57	0,03	0,21	0,66	0,32	0,02	0,10	0,12	0,39	0,25	0,01	2,66	2,27	17,12
58	0,04	(0,53)	0,27	0,58	0,05	0,91	0,96	0,72	1,27	0,19	0,33	1,22	-53,75
59	0,04	0,18	0,22	0,68	0,07	0,06	0,12	0,26	0,21	0,03	1,48	0,66	9,9
60	0,04	0,08	0,24	0,36	0,04	0,24	0,29	0,43	0,56	(0,03)	1,14	1,07	1,57
61	0,09	0,09	0,35	0,47	0,12	0,14	0,26	0,40	0,34	0,06	1,62	0,97	3,44
62	0,01	0,05	0,41	0,30	0,37	0,12	0,50	0,19	0,64	0,23	1,09	1,51	1,58
63	0,10	0,31	0,57	0,25	0,18	0,14	0,32	0,27	0,52	0,04	1,45	2,67	24,8
64	0,02	(0,05)	0,34	0,54	0,25	0,24	0,49	0,36	0,68	0,32	0,68	1,16	-16,16
65	0,21	0,07	0,33	0,32	0,22	0,38	0,61	0,51	0,76	0,24	0,89	1,38	4,45
66	0,21	0,08	0,17	0,39	0,34	0,31	0,65	0,41	0,76	0,11	0,80	1,32	7,3
67	0,29	0,07	0,18	0,25	0,01	0,22	0,23	0,49	0,45	(0,11)	1,66	2,75	4,59
68	0,05	0,25	0,26	0,39	0,08	0,13	0,21	0,36	0,36	0,03	1,72	1,22	20,12
69	0,04	0,10	0,14	0,69	0,16	0,24	0,40	0,40	0,60	0,18	0,52	1,67	5,82
70	0,16	0,04	0,04	0,52	0,18	0,05	0,23	0,21	0,25	(0,02)	1,94	0,11	15,36
71	0,07	-	0,07	0,46	0,09	0,22	0,32	0,45	0,49	0,00	1,10	1,01	-0,54
72	0,02	0,01	0,11	0,09	0,22	0,06	0,27	0,17	0,33	0,00	2,74	0,42	11,23
73	0,02	(0,00)	0,00	0,97	0,08	0,00	0,08	0,00	0,08	(0,02)	0,30	0	-1,74
74	0,04	0,20	0,36	0,35	0,03	0,12	0,15	0,60	0,20	(0,00)	3,36	1,76	12,33
75	0,08	0,19	0,45	0,30	0,26	0,17	0,43	0,27	0,63	0,21	1,10	1,58	9,75
76	0,01	(0,41)	0,35	0,27	0,36	0,35	0,71	0,28	1,23	0,20	0,59	1,01	-37,93
77	0,05	0,13	0,18	0,69	0,39	0,08	0,46	0,15	0,53	0,35	0,58	0,6	5,86
78	0,43	0,15	0,28	0,18	0,31	0,29	0,60	0,39	0,73	0,10	1,13	0,96	8,14
79	0,06	0,11	0,19	0,47	0,15	0,26	0,41	0,53	0,48	0,25	1,11	0,92	4,44
80	0,03	0,10	0,26	0,49	0,32	0,14	0,46	0,26	0,55	0,34	0,93	1,11	2,31
81	0,00	0,03	0,01	0,02	0,83	0,01	0,85	0,01	0,92	(0,00)	1,07	0,12	2,74
82	0,01	0,07	0,14	0,61	0,47	0,18	0,64	0,27	0,67	0,39	0,58	0,31	4,58
83	0,04	0,13	0,13	0,83	0,27	0,11	0,39	0,27	0,41	0,20	0,42	0,39	9,49
84	0,09	0,27	0,62	0,22	0,01	0,36	0,36	0,69	0,51	0,06	1,52	1,03	24,51
85	0,17	0,08	0,08	0,61	0,01	0,09	0,10	0,49	0,19	(0,16)	2,09	0,46	5,91
86	0,22	0,11	0,19	0,57	0,28	0,27	0,55	0,45	0,60	0,27	0,72	0,41	9,78
87	0,09	0,15	0,29	0,25	0,00	0,06	0,06	0,52	0,11	(0,08)	6,51	0,54	14,1
88	0,43	0,24	0,37	0,14	0,01	0,12	0,13	0,67	0,18	(0,43)	4,70	1,13	21,74
89	0,08	(0,09)	0,25	0,34	0,02	0,19	0,21	0,38	0,49	0,09	1,33	1,18	-13,92
90	0,09	0,05	0,19	0,34	0,65	0,11	0,76	0,12	0,91	0,43	0,72	0,77	0,62
91	0,23	0,14	0,34	0,46	0,16	0,17	0,33	0,41	0,42	0,03	1,30	1,7	10,47

92	0,08	0,09	0,18	0,69	0,35	0,13	0,48	0,22	0,57	0,33	0,55	0,83	5,38
93	0,07	0,16	0,20	0,61	0,47	0,21	0,67	0,28	0,74	0,39	0,53	0,56	8,39
94	0,10	0,07	0,21	0,42	0,18	0,36	0,54	0,56	0,65	0,31	0,90	0,91	1,45
95	0,01	0,08	0,33	0,53	0,41	0,15	0,56	0,22	0,70	0,24	0,67	1	0,49
96	0,16	0,14	0,18	0,60	0,32	0,22	0,55	0,39	0,58	0,30	0,69	0,37	10,73
97	0,25	0,20	0,34	0,22	0,18	0,28	0,45	0,50	0,56	0,06	1,40	0,88	16
98	0,05	0,10	0,18	0,49	0,13	0,09	0,22	0,32	0,28	0,05	1,87	0,56	3,25

## ANEXO IV: Empréstimos do Sistema

### Financeiro - total<sup>1/</sup>

Saldos em final de período											milhões de unidades monetárias
Período	Setor público <sup>2/</sup>			Setor privado							
	Governo Federal	Governos estaduais e municipais	Total do setor público	Indústria	Habitação	Rural	Comércio	Pessoas físicas	Outros serviços	Total do setor privado	
1988 Dez	8 503 818	14 900 576	23 404 394	15 839 211	20 502 633	6 850 916	4 131 822	2 474 933	6 608 008	56 407 522	79 811 916
1989 Dez	111 852	247 009	358 861	211 303	463 999	74 052	55 886	32 435	95 541	933 215	1 292 076
1990 Dez	1 590 837	3 051 462	4 642 299	3 416 469	4 652 055	1 379 082	946 090	330 425	1 368 797	12 092 918	16 735 218
1991 Dez	8 309 679	16 312 761	24 622 440	20 361 445	24 394 043	10 108 982	6 559 922	2 532 004	8 780 156	72 736 552	97 358 993
1992 Dez	94 533 174	240 699 850	335 233 024	319 575 982	355 028 196	138 252 290	99 234 888	46 233 391	143 770 970	1 102 095 717	1 437 328 741
1993 Dez	2 505 608	6 501 227	9 006 835	10 001 706	9 637 357	3 913 176	3 944 464	1 730 275	5 123 600	34 350 577	43 357 412
1994 Dez	8 195	20 058	28 253	41 674	39 487	17 503	21 127	15 377	22 583	157 750	186 003
1995 Dez	7 733	27 766	35 499	56 850	47 095	22 740	31 177	15 449	28 685	201 996	237 495
1996 Dez	4 790	40 059	44 849	59 987	47 824	18 754	28 228	22 427	29 026	206 245	251 095
1997 Dez	3 498	20 881	24 379	67 094	50 076	22 182	28 984	33 724	31 477	233 535	257 914
1998 Dez	4 834	16 018	20 852	71 976	53 956	24 770	25 344	34 594	43 237	253 877	274 730
1999 Dez	3 816	13 635	17 452	83 703	52 991	25 426	28 488	39 751	37 965	268 323	285 775
2000 Dez	3 584	8 978	12 562	85 907	55 966	27 086	31 936	61 039	46 511	308 445	321 007
2001 Jan	3 174	9 073	12 247	84 303	53 930	27 155	31 889	63 750	47 536	308 563	320 810
Fev	3 173	8 979	12 152	88 039	53 553	27 834	32 979	65 361	49 397	317 163	329 315

	Mar	3 406	9 667	13 073	90 802	53 547	27 931	33 679	67 997	50 837	324 793	337 866
	Abr	3 666	9 835	13 501	91 590	53 170	28 217	34 239	76 040	52 165	335 421	348 922
	Mai	3 756	9 943	13 699	94 504	52 952	28 380	34 694	77 710	53 156	341 396	355 095
	Jun	3 783	5 447	9 230	94 947	22 750	23 439	35 688	72 696	54 350	303 870	313 100
	Jul	3 898	5 551	9 449	98 129	22 968	23 510	35 790	73 353	54 879	308 629	318 078
	Ago	3 911	5 621	9 532	101 158	23 153	23 992	36 114	74 374	57 276	316 067	325 599
	Set	3 939	5 729	9 668	103 952	23 581	25 050	36 920	75 054	59 546	324 103	333 771
	Out	4 003	5 753	9 756	103 383	23 756	25 985	36 988	76 447	60 218	326 777	336 533
	Nov	3 864	5 714	9 578	101 409	23 897	26 745	37 264	77 629	61 367	328 311	337 889
	Dez	4 090	5 754	9 844	98 979	23 948	26 136	36 653	77 689	60 407	323 812	333 656
2002	Jan	3 711	5 808	9 519	99 279	24 044	26 266	36 448	78 601	60 573	325 211	334 730
	Fev	3 686	5 824	9 510	100 709	24 047	27 387	35 965	78 923	59 139	326 170	335 680
	Mar	3 791	5 960	9 751	100 526	23 950	27 271	36 014	79 774	59 510	327 045	336 796
	Abr	3 835	6 036	9 871	99 845	23 924	27 480	36 362	82 324	60 339	330 274	340 145
	Mai	3 976	6 077	10 053	101 923	24 076	27 675	36 894	83 283	61 153	335 004	345 057
	Jun	3 893	6 116	10 009	106 332	24 132	27 946	38 622	83 129	62 792	342 953	352 962
	Jul	3 739	6 740	10 479	110 409	24 014	27 389	39 160	83 034	65 478	349 484	359 963
	Ago	3 622	6 738	10 360	107 438	23 947	27 663	38 664	83 081	64 110	344 903	355 263
	Set	3 998	7 169	11 167	120 068	24 167	29 166	40 751	83 506	68 223	365 881	377 048
	Out	3 490	6 366	9 856	117 878	24 193	30 853	40 202	84 435	66 317	363 878	373 734
	Nov	4 290	8 585	12 875	116 390	23 994	32 785	40 441	82 240	68 368	364 218	377 093
	Dez	4 169	9 312	13 481	115 868	24 081	34 671	39 974	81 943	69 505	366 042	379 523
2003	Jan	4 087	9 350	13 437	115 816	24 125	34 754	39 823	82 403	68 892	365 813	379 250
	Fev	3 698	10 208	13 906	117 220	24 220	35 395	40 191	82 941	68 930	368 897	382 803
	Mar	4 164	9 606	13 770	115 401	24 298	35 657	39 867	83 971	68 599	367 793	381 563
	Abr	3 947	9 211	13 158	111 916	24 430	36 300	40 139	85 114	66 815	364 714	377 872
	Mai	4 380	9 446	13 826	112 387	24 516	37 139	40 125	86 162	66 274	366 603	380 429
	Jun	3 888	9 265	13 153	112 543	24 694	38 432	40 191	87 080	66 415	369 355	382 508
	Jul	4 356	10 195	14 551	112 249	24 708	38 447	40 016	86 886	67 267	369 573	384 124
	Ago	4 894	10 212	15 106	112 909	24 823	39 293	39 983	87 773	66 750	371 531	386 637
	Set	4 841	10 198	15 039	113 294	24 888	41 244	40 633	90 183	65 981	376 223	391 262
	Out	4 877	10 340	15 217	113 491	24 964	42 943	41 415	91 468	66 969	381 250	396 467
	Nov	4 873	9 989	14 862	117 200	25 048	43 815	42 700	92 801	69 900	391 464	406 326
	Dez	4 737	10 245	14 982	116 868	25 056	44 861	43 285	94 431	71 908	396 409	411 391
2004	Jan	4 957	10 563	15 520	113 268	24 935	44 740	43 521	95 655	73 157	395 276	410 796
	Fev	5 060	10 659	15 719	114 271	24 632	45 327	43 988	97 564	72 097	397 879	413 598
	Mar	5 354	10 959	16 313	114 529	24 935	45 581	44 136	100 048	72 629	401 858	418 171
	Abr	5 379	12 210	17 589	117 437	25 105	46 091	45 285	102 465	73 806	410 189	427 778
	Mai	5 333	12 546	17 879	120 006	25 127	46 746	47 352	104 979	75 720	419 930	437 809
	Jun	5 208	13 273	18 481	120 481	25 236	47 968	48 688	107 213	76 691	426 277	444 758
	Jul	5 257	13 403	18 660	121 605	25 413	47 208	49 037	109 959	77 105	430 327	448 987
	Ago	5 342	13 916	19 258	121 365	25 489	48 151	50 971	113 447	77 337	436 760	456 018
	Set*	5 455	14 006	19 461	122 069	25 428	50 570	52 667	116 434	77 954	445 122	464 583
	Out	5 272	14 337	19 609	123 895	25 483	51 935	53 483	119 257	81 059	455 112	474 721
	*											
	Nov	5 165	14 322	19 487	124 638	25 604	53 582	54 915	122 409	79 100	460 248	479 735
	*											

1/ A partir de março de 2000, correspondem às operações de crédito classificadas nos níveis de risco AA a C.

2/ Inclui administração direta, indireta e atividades empresariais.

## Anexo V: Atualizado : Empréstimos do Sistema Financeiro – total<sup>1/</sup>

Saldos em final de período

Atualização pelo IGP-DI

milhões de unidades monetárias

Período	Índice IGPDI	Total do setor público		Total do setor Privado		Total Geral	
		Nominal	Corrente	Nominal	Corrente	Nominal	Corrente
1994 Dez	3,0219	28 253	85 377	157 750	476 706	186 003	562 083
1995 Dez	2,6254	35 499	93 200	201 996	530 320	237 495	623 520
1996 Dez	2,4155	44 849	108 333	206 245	498 186	251 095	606 519
1997 Dez	2,2433	24 379	54 689	233 535	523 890	257 914	578 579
1998 Dez	2,2335	20 852	46 574	253 877	567 035	274 730	613 609
1999 Dez	1,8420	17 452	32 146	268 323	494 252	285 775	526 398
2000 Dez	1,6752	12 562	21 044	308 445	516 707	321 007	537 751
2001 Dez	1,5087	9 844	14 852	323 812	488 535	333 656	503 387
2002 Dez	1,2235	13 481	16 494	366 042	447 852	379 523	464 346
2003 Dez	1,1131	14 982	16 676	396 409	441 243	411 391	457 919
2004 Nov*		19 487	19 487	460 248	460 248	479 735	479 735

1/ A partir de março de 2000, correspondem às operações de crédito classificadas nos níveis de risco AA a C.

2/ Inclui administração direta, indireta e atividades empresariais.

## ANEXO IV - REGRESSÕES DOS MODELOS

### MODELO DISCRIMINANRE

#### Method: Least Squares

Date: 05/29/06 Time: 15:05

Sample: 1 114

Included observations: 114

White Heteroskedasticity-Consistent Standard Errors & Covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.402714	0.062645	6.428.501	0.0000
AFC	1.589.894	0.435972	3.646.781	0.0004
F1	-0.113790	0.036966	-3.078.190	0.0026
F2	0.095383	0.039799	2.396.651	0.0182
F3	-0.139812	0.039938	-3.500.717	0.0007
R-squared	0.296162	Mean dependent var		0.552632
Adjusted R-squared	0.270333	S.D. dependent var		0.499417
S.E. of regression	0.426605	Akaike info criterion		1.176.953
Sum squared resid	1.983.712	Schwarz criterion		1.296.961
Log likelihood	-6.208.631	F-statistic		1.146.630
Durbin-Watson stat	2.594.571	Prob(F-statistic)		0.000000

### MODELO LOGIT

#### Method: ML - Binary Logit

Date: 05/29/06 Time: 15:06

Sample: 1 114

Included observations: 114

Convergence achieved after 4 iterations

QML (Huber/White) standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.570452	0.327777	(1,74036)	0.0818
AFC	9,220940	2,942098	3,13414	0.0017
F1	-0.638086	0.229424	(2,78125)	0.0054
F2	0.486035	0.241664	2,01120	0.0443
F3	-0.738535	0.247406	(2,98512)	0.0028
Mean dependent var	0.552632	S.D. dependent var		0.499417
S.E. of regression	0.427780	Akaike info criterion		1.121.427
Sum squared resid	1.994.649	Schwarz criterion		1.241.436
Log likelihood	-5.892.134	Hannan-Quinn criter.		1.170.132
Restr. log likelihood	-7.838.603	Avg. log likelihood		-0.516854
LR statistic (4 df)	3.892.937	McFadden R-squared		0.248318
Probability(LR stat)	7.20E-08			

## MODELO PROBIT

### Method: ML - Binary Probit

Date: 08/01/06 Time: 13:26

Sample: 1 114

Included observations: 114

Convergence achieved after 4 iterations

### QML (Huber/White) standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.367993	0.194022	-1.896.652	0.0579
AFC	5.667.966	1.680.028	3.373.733	0.0007
F1	-0.386226	0.133372	-2.895.844	0.0038
F2	0.292510	0.136651	2.140.563	0.0323
F3	-0.437163	0.141244	-3.095.093	0.0020
Mean dependent var	0.552632	S.D. dependent var		0.499417
S.E. of regression	0.427657	Akaike info criterion		1.117.835
Sum squared resid	1.993.502	Schwarz criterion		1.237.843
Log likelihood	-5.871.657	Hannan-Quinn criter.		1.166.539
Restr. log likelihood	-7.838.603	Avg. log likelihood		-0.515058
LR statistic (4 df)	3.933.892	McFadden R-squared		0.250931
Probability(LR stat)	5.93E-08			

## ANEXO VII- RESOLUÇÃO BACEN 2682

---

RESOLUCAO N. 002682

-----

Dispoe sobre criterios de classificacao das operacoes de credito e regras para constituicao de provisao para creditos de liquidacao duvidosa.

O BANCO CENTRAL DO BRASIL, na forma do art. 9. da Lei n. 4.595, de 31 de dezembro de 1964, torna publico que o CONSELHO MONETARIO NACIONAL, em sessao realizada em 21 de dezembro de 1999, com base no art. 4., incisos XI e XII, da citada Lei,

R E S O L V E U:

Art. 1. Determinar que as instituicoes financeiras e demais instituicoes autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil devem classificar as operacoes de credito, em ordem crescente de risco, nos seguintes niveis:

I - nivel AA;

II - nivel A;

III - nivel B;

IV - nivel C;

V - nivel D;

VI - nivel E;

VII - nivel F;

VIII - nivel G;

IX - nível H.

Art. 2. A classificação da operação no nível de risco correspondente e de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

I - em relação ao devedor e seus garantidores:

- a) situação econômico-financeira;
- b) grau de endividamento;
- c) capacidade de geração de resultados;
- d) fluxo de caixa;
- e) administração e qualidade de controles;
- f) pontualidade e atrasos nos pagamentos;
- g) contingências;
- h) setor de atividade econômica;
- i) limite de crédito;

II - em relação a operação:

- a) natureza e finalidade da transação;
- b) características das garantias, particularmente quanto a suficiência e liquidez;
- c) valor.

Parágrafo único. A classificação das operações de crédito de titularidade de pessoas físicas deve levar em conta, também, as situações de renda e de patrimônio bem como outras informações cadastrais do devedor.

Art. 3. A classificacao das operacoes de credito de um mesmo cliente ou grupo economico deve ser definida considerando aquela que apresentar maior risco, admitindo-se excepcionalmente classificacao diversa para determinada operacao, observado o disposto no art. 2., inciso II.

Art. 4. A classificacao da operacao nos niveis de risco de que trata o art. 1. deve ser revista, no minimo:

I - mensalmente, por ocasio dos balancetes e balancos, em funcao de atraso verificado no pagamento de parcela de principal ou de encargos, devendo ser observado o que segue:

- a) atraso entre 15 e 30 dias: risco nivel B, no minimo;
- b) atraso entre 31 e 60 dias: risco nivel C, no minimo;
- c) atraso entre 61 e 90 dias: risco nivel D, no minimo;
- d) atraso entre 91 e 120 dias: risco nivel E, no minimo;
- e) atraso entre 121 e 150 dias: risco nivel F, no minimo;
- f) atraso entre 151 e 180 dias: risco nivel G, no minimo;
- g) atraso superior a 180 dias: risco nivel H;

II - com base nos criterios estabelecidos nos arts. 2. e 3.:

a) a cada seis meses, para operacoes de um mesmo cliente ou grupo economico cujo montante seja superior a 5% (cinco por cento) do patrimonio liquido ajustado;

b) uma vez a cada doze meses, em todas as situacoes, exceto na hipotese prevista no art. 5..

Paragrafo 1. As operacoes de adiantamento sobre contratos de cambio, as de financiamento a importacao e aquelas com prazos inferiores a um mes, que apresentem atrasos superiores a trinta dias, bem

como o adiantamento a depositante a partir de trinta dias de sua ocorrência, devem ser classificados, no mínimo, como de risco nível G.

Parágrafo 2. Para as operações com prazo a decorrer superior a 36 meses admite-se a contagem em dobro dos prazos previstos no inciso I.

Parágrafo 3. O não atendimento ao disposto neste artigo implica a reclassificação das operações do devedor para o risco nível H, independentemente de outras medidas de natureza administrativa.

Art. 5. As operações de crédito contratadas com cliente cuja responsabilidade total seja de valor inferior a R\$ 50.000,00 (cinquenta mil reais) podem ter sua classificação revista de forma automática unicamente em função dos atrasos consignados no art. 4., inciso I, desta Resolução, observado que deve ser mantida a classificação original quando a revisão corresponder a nível de menor risco.

Parágrafo 1. O Banco Central do Brasil poderá alterar o valor de que trata este artigo.

Parágrafo 2. O disposto neste artigo aplica-se às operações contratadas até 29 de fevereiro de 2000, observados o valor referido no caput e a classificação, no mínimo, como de risco nível A.

Art. 6. A provisão para fazer face aos créditos de liquidação duvidosa deve ser constituída mensalmente, não podendo ser inferior ao somatório decorrente da aplicação dos percentuais a seguir mencionados, sem prejuízo da responsabilidade dos administradores das instituições pela constituição de provisão em montantes suficientes para fazer face a perdas prováveis na realização dos créditos:

I - 0,5% (meio por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível A;

II - 1% (um por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível B;

III - 3% (três por cento) sobre o valor das operações clas-

sificadas como de risco nivel C;

IV - 10% (dez por cento) sobre o valor das operacoes classificadas como de risco nivel D;

V - 30% (trinta por cento) sobre o valor das operacoes classificadas como de risco nivel E;

VI - 50% (cinquenta por cento) sobre o valor das operacoes classificadas como de risco nivel F;

VII - 70% (setenta por cento) sobre o valor das operacoes classificadas como de risco nivel G;

VIII - 100% (cem por cento) sobre o valor das operacoes classificadas como de risco nivel H.

Art. 7. A operacao classificada como de risco nivel H deve ser transferida para conta de compensacao, com o correspondente debito em provisao, apos decorridos seis meses da sua classificacao nesse nivel de risco, nao sendo admitido o registro em periodo inferior.

Paragrafo unico. A operacao classificada na forma do disposto no caput deste artigo deve permanecer registrada em conta de compensacao pelo prazo minimo de cinco anos e enquanto nao esgotados todos os procedimentos para cobranca.

Art. 8. A operacao objeto de renegociacao deve ser mantida, no minimo, no mesmo nivel de risco em que estiver classificada, observado que aquela registrada como prejuizo deve ser classificada como de risco nivel H.

Paragrafo 1. Admite-se a reclassificacao para categoria de menor risco quando houver amortizacao significativa da operacao ou quando fatos novos relevantes justificarem a mudanca do nivel de risco.

Paragrafo 2. O ganho eventualmente auferido por ocasio da renegociacao deve ser apropriado ao resultado quando do seu efetivo recebimento.

Paragrafo 3. Considera-se renegociacao a composicao de divida, a prorrogacao, a novacao, a concessao de nova operacao para liquidacao parcial ou integral de operacao anterior ou qualquer outro tipo de acordo que implique na alteracao nos prazos de vencimento ou nas condicoes de pagamento originalmente pactuadas.

Art. 9. E vedado o reconhecimento no resultado do periodo de receitas e encargos de qualquer natureza relativos a operacoes de credito que apresentem atraso igual ou superior a sessenta dias, no pagamento de parcela de principal ou encargos.

Art. 10. As instituicoes devem manter adequadamente documentadas sua politica e procedimentos para concessao e classificacao de operacoes de credito, os quais devem ficar a disposicao do Banco Central do Brasil e do auditor independente.

Paragrafo unico. A documentacao de que trata o caput deste artigo deve evidenciar, pelo menos, o tipo e os niveis de risco que se dispoe a administrar, os requerimentos minimos exigidos para a concessao de emprestimos e o processo de autorizacao.

Art. 11. Devem ser divulgadas em nota explicativa as demonstracoes financeiras informacoes detalhadas sobre a composicao da carteira de operacoes de credito, observado, no minimo:

I - distribuicao das operacoes, segregadas por tipo de cliente e atividade economica;

II - distribuicao por faixa de vencimento;

III - montantes de operacoes renegociadas, lancados contra prejuizo e de operacoes recuperadas, no exercicio.

Art. 12. O auditor independente deve elaborar relatorio circunstanciado de revisao dos criterios adotados pela instituicao quanto a classificacao nos niveis de risco e de avaliacao do provisionamento registrado nas demonstracoes financeiras.

Art. 13. O Banco Central do Brasil podera baixar normas complementares necessarias ao cumprimento do disposto nesta Resolucao,

bem como determinar:

I - reclassificacao de operacoes com base nos criterios estabelecidos nesta Resolucao, nos niveis de risco de que trata o art. 1.;

II - provisionamento adicional, em funcao da responsabilidade do devedor junto ao Sistema Financeiro Nacional;

III - providencias saneadoras a serem adotadas pelas instituicoes, com vistas a assegurar a sua liquidez e adequada estrutura patrimonial, inclusive na forma de alocao de capital para operacoes de classificacao considerada inadequada;

IV - alteracao dos criterios de classificacao de creditos, de contabilizacao e de constituicao de provisao;

V - teor das informacoes e notas explicativas constantes das demonstracoes financeiras;

VI - procedimentos e controles a serem adotados pelas instituicoes.

Art. 14. O disposto nesta Resolucao se aplica tambem as operacoes de arrendamento mercantil e a outras operacoes com caracteristicas de concessao de credito.

Art. 15. As disposicoes desta Resolucao nao contemplam os aspectos fiscais, sendo de inteira responsabilidade da instituicao a observancia das normas pertinentes.

Art. 16. Esta Resolucao entra em vigor na data da sua publicacao, produzindo efeitos a partir de 1. de marco de 2000, quando ficarao revogadas as Resolucoes n.s 1.748, de 30 de agosto de 1990, e 1.999, de 30 de junho de 1993, os arts. 3. e 5. da Circular n. 1.872, de 27 de dezembro de 1990, a alinea "b" do inciso II do art. 4. da Circular n. 2.782, de 12 de novembro de 1997, e o Comunicado n. 2.559, de 17 de outubro de 1991.

Brasilia, 21 de dezembro de 1999

Arminio Fraga Neto  
Presidente

---

Anverso da 3ª página

Dantas, Régis Façanha

Modelo de risco e decisão de crédito baseado em estrutura de capital com informação assimétrica / Régis Façanha Dantas – Fortaleza, 2006.

149 f.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal do Ceará – CAEN. Curso de Pós-Graduação em Economia.

1. Análise Multivariada 2. Finanças Corporativas 3. Modelos de Risco  
de Crédito 4. Risco I.Título

CDD - 336