

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

GERENCIAMENTO DO RISCO DE CRÉDITO :
cálculo do risco de crédito para a carteira de um banco de varejo

Dissertação de Mestrado

Luís Fernando Bicca Marques

Orientador :

Prof. Dr. Gilberto Kloeckner

Porto Alegre – RS
13.02.2002

GERENCIAMENTO DO RISCO DE CRÉDITO :
cálculo do risco de crédito para a carteira de um banco de varejo

Luís Fernando Bicca Marques

- Porto Alegre, março de 2002 -

Dedico este trabalho a meu pai, pelo exemplo de persistência.

Dedico também à Inês e a nossos filhos, Paulo Sérgio e Juliana pois este trabalho é fruto do amor que nos uniu.

Sobre a Arte de escrever uma Tese:

“ Mas teus exercícios pratica-os diariamente com a seriedade de um ritual e com a inflexibilidade e o zelo de um genuíno artista interessado em produzir uma obra genial. A obra genial és tu mesmo, e o artista também! ”

Mestre Universal Kuut Hume

AGRADECIMENTOS

São muitas as pessoas e instituições que contribuíram para a realização deste trabalho.

Gostaria de agradecer ao Banco Central do Brasil pela seleção no Programa de Pós-Graduação Strictu Sensu (Mestrado / Doutorado) e aos coordenadores do DEPES/GEDES/COAPE pelo acompanhamento e interesse em nome da instituição.

Gostaria de agradecer aos funcionários e professores do Programa de Pós-Graduação em Administração pela estrutura, debates e boas condições de ensino e pesquisa.

Gostaria de agradecer aos colegas mestrandos pelas discussões e apoio à formação que obtive junto ao curso. Em especial àqueles em que os vínculos de amizade superam o prazo de duração do programa.

Gostaria de agradecer aos familiares pelo apoio constante e interesse e por fornecerem, com seu sacrifício, as condições para a conclusão deste trabalho.

Gostaria de agradecer à Inês por seu apoio constante, paciência, abnegação, leitura de parte desses originais, comentários à obra e à apresentação das matérias, manifestações do amor que nos une.

Gostaria de agradecer aos orientadores por sua disponibilidade e interesse sinceros.

Gostaria de agradecer aos novos amigos Flávio, Ciro, Francisco e , que representando os superiores da instituição onde este trabalho foi realizado,

possibilitaram e forneceram às condições adequadas para a realização deste trabalho. Também meu agradecimento a todos os funcionários daquela organização por sua colaboração e empenho.

Gostaria de agradecer aos amigos Jaqueline Paim e Gustavo Rossi por sua participação direta nas várias etapas em que esta tese chegou a algumas encruzilhadas. Também, neste sentido o apoio dos orientadores foi importante. Com humildade reconheço que deveria ter anotado tudo o que falavam.

Gostaria também de agradecer aos amigos Peter, Marlise, Sérgio por ouvir meus desabafos, compartilhar meus momentos de ansiedade e de indefinição e por perguntarem : e a tese? A tese acabou !

À Deus, pela chama da vida e que tudo isso proporcionou.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	01
1.1	Justificativa	02
1.2	Objetivo	04
2.	OS MODELOS DE GESTÃO DO RISCO.....	05
2.1	Modelo do Banco Central do Brasil	06
2.2	Modelos Subjetivos	18
2.2.1	modelos baseados em especialistas.....	19
2.2.2	<i>rating</i> de crédito em bases subjetivas	21
2.3	Modelos Quantitativos	24
2.3.1	<i>credit scoring</i>	25
2.3.2	modelos de gestão da carteira de crédito.....	28
2.4	Outros Trabalhos de <i>Credit scoring</i>	36
3.	MÉTODO	41
3.1	O Caso em Estudo	43
3.2	Fundamentação Matemática.....	46
3.3	Definição dos Grupos e Tamanho da Amostra.....	49
3.4	Suposições Básicas	56
4.	COMPARAÇÃO DOS MODELOS	59
4.1	O Modelo do Banco Central do Brasil.....	59
4.2	O Modelo Interno de Avaliação do Risco	63
4.3	Avaliação da Equação Discriminante.....	65
4.4	Avaliação do Risco de Crédito.....	75
4.5	Avaliação da Perda Potencial.....	80
5.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	85
5.1	Sugestões para Futuras Pesquisas	90
6.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	91
7.	ANEXOS	95
	Anexo A : Resolução 2.682/99	96
	Anexo B: Modelos de Gestão do <i>Portfolio</i>	102
	Anexo C: Probabilidade de Inadimplência.....	108

LISTA DE QUADROS

<u>QUADRO</u>	<u>TÍTULO</u>	<u>Pág.</u>
01 -	Classificação de Crédito e Níveis de Provisão – Resolução 1.748.....	07
02 -	Tempo de Atraso e Nível de Risco Correspondente.....	08
03 -	Nível de Risco e Percentual de Provisão.....	09
04 -	Comparação entre a Provisão pelas Resoluções 1.748/90 e 2.682/99.....	10
05 -	Ponderações de Capital de Risco por Classes de Ativo.....	12
06 -	Fórmulas para o cálculo do risco de crédito e da perda potencial.....	33
07 -	Distribuição dos Empréstimos por Tipo de Cliente.....	44
08 -	Distribuição dos Clientes de acordo com o Valor dos Empréstimos.....	44
09 -	Distribuição dos Clientes segundo o Estado Civil.....	45
10 -	Distribuição dos Clientes segundo o Tipo e Tempo de Residência.....	45
11 -	Distribuição dos Clientes por Número de Dependentes.....	45
12 -	Etapas da Aplicação da Análise Discriminante.....	48
13 -	Critérios para Classificação dos Clientes.....	49
14 -	As Variáveis Utilizadas no Processo de Pontuação	52
15 -	Distribuição e Risco Relativo da Variável Sexo.....	53
16 -	Classes do Risco Relativo.....	53
17 -	Distribuição do Risco Relativo entre as Variáveis Originais.....	54
18 -	Distribuição do Risco Relativo entre as Variáveis Sintéticas.....	56
19 -	Teste Kolmogorov-Smirnov.....	57
20 -	Resolução 2.682/99: Classificação da Amostra por Nível de Risco.....	59
21 -	Resolução 2.682/99: Distribuição dos Créditos e do Valor da Provisão.....	61
22 -	Resolução 2.099/94: Cálculo do Capital Regulamentar a partir da Provisão	62
23 -	Coeficientes Estimados pela Equação Discriminante	64
24 -	Coeficientes e Variáveis Seleccionadas pelo <i>Credit Scoring</i>	64

Continua...

LISTA DE QUADROS

25 -	Distribuição e Participação das Observações nas Classes de Pontuação dos Créditos	65
26 -	Distribuição da Frequência de Bons e Maus Clientes por Classe de Escore	66
27 -	Alguns Indicadores Arbitrados	71
28 -	Estabelecimento do Ponto de Corte de acordo com a Margem de Contribuição ..	71
29 -	Matriz de Classificação da Amostra de Desenvolvimento	72
30 -	Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação.....	73
31 -	<i>Credit Scoring</i> : Dados Básicos Consolidados por Classe de Escore.....	75
32 -	<i>Credit Scoring</i> : Risco de Crédito Bruto por Classe de Escore.....	76
33 -	<i>Credit Scoring</i> : Quantidade e Valor das Operações Recuperadas	77
34 -	<i>Credit Scoring</i> : Risco de Crédito Esperado por Classe.....	78
35 -	<i>Credit Scoring</i> : Agrupamento das Faixas por Escore	79
36 -	<i>Credit Scoring</i> : Cálculo do Risco de Crédito Esperado para Escores Agrupados..	79

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<u>FIGURA</u>	<u>TÍTULO</u>	<u>Pág.</u>
01 -	A Distribuição Logística	27
02 -	Densidade de Probabilidade de Perdas	31
03 -	Distribuição das Pontuações de Crédito	58
04 -	Distribuição dos Clientes por Classe de Escore.....	69
05 -	Distribuição Acumulada das Amostras de Desenvolvimento e de Validação (Gráfico)	73
06 -	Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação: Distribuição de Frequência dos Bons Clientes (Gráfico)	74
07 -	Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação: Distribuição de Frequência dos Maus Clientes (Gráfico)	74

LISTA DE SIGLAS, ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

- APR – Ativos Ponderados pelo Risco.
- APRocd – Posições Líquidas em Ouro e em Variação Cambial
- CDC - Crédito Direto ao Consumidor
- CMN - Conselho Monetário Nacional
- EC - Risco de Mercado referente a Taxa de Juros
- EDF - Expectancy Default Frequency / Distribuição da Probabilidade de Inadimplência
- Exp - Exposição ao Risco de Crédito
- KS - Kolmogorov -Smirnov
- LGD - Loss Given Default / Créditos inadimplentes não recuperados
- LS - Loss Severity / Perdas Efetivas em operações de crédito
- MNI - Manual de Normas das Instituições do Sistema Financeiro Nacional
- OCDE - Organização Econômica dos Países Desenvolvidos
- PI - Probabilidade de Inadimplência
- PLA - Patrimônio Líquido Ajustado.
- PP - Perda Potencial
- RC - Risco de Crédito
- RCD - Risco de Crédito das Operações de Swap
- TR - Taxa de Recuperação dos Créditos

RESUMO

O presente trabalho objetivou a realização de um estudo de caso sobre o tema risco de crédito. Avaliou-se o risco de crédito sob dois vetores: o risco esperado e o risco não esperado. Procede-se então a uma revisão dos principais modelos de gestão da carteira de crédito destacando-se suas características, aplicações e limitações. O modelo da autarquia é comparado aos modelos utilizados pelo mercado, os quais são apresentados em grau crescente de complexidade. O modelo de mercado utilizado neste trabalho foi constituído a partir do *credit scoring*, uma ferramenta estatística de pontuação de créditos derivada da aplicação da técnica estatística denominada Análise Discriminante. Este modelo resultou na boa discriminação dos clientes com necessidades emergenciais de empréstimos (bons clientes) dos clientes com situação financeira precária (maus clientes) possibilitando uma boa prevenção da probabilidade de inadimplência. A partir das classes de risco constituídas foi possível a aplicação da análise de portfolio para o cálculo da perda potencial na carteira.

Assim, por meio de um estudo de caso, realizado em uma instituição financeira brasileira foram comparadas as medidas de capital e de risco de crédito estabelecidos pelo Banco Central do Brasil, através das resoluções 2.099/94 e 2.682/99, com as medidas calculadas a partir de um modelo de *credit scoring*. Essa comparação resultou na avaliação da eficácia da norma quanto à mensuração do risco em carteiras de crédito. Os resultados apontam o conservadorismo da autarquia no cálculo desses saldos, penalizando a instituição financeira analisada ao exigir a constituição de provisão e patrimônio líquido mínimo acima do que seria necessário. O risco calculado a partir do modelo de *credit scoring* para uma carteira de crédito direto ao consumidor foi cerca de 20% inferior aos montantes calculados pelo Banco Central do Brasil.

ABSTRACT

The present work objectified the accomplishment of a case study on the subject credit risk. In it, the measures of capital and risk of credit established by the Brazilian Central Bank, through resolutions 2,099/94 and 2,682/99, with the measures calculated from a model of credit scoring had been compared. This matching resulted in the evaluation of the effectiveness of the norm related to the measurement of risk in credit portfolios. The results reveal the conservativeness of the autarchy in the calculation of these balances. The risk calculated from the model of credit scoring for a portfolio made of consumer loans was about 20% lesser than sums calculated by Brazilian Central Bank.

1. INTRODUÇÃO

O risco de crédito é uma modalidade de risco significativa para as instituições financeiras. Presente em qualquer atividade comercial o risco de crédito se caracteriza pela probabilidade de não recebimento dos recursos emprestados (Douat, 1994 e Schrinckel, 1997). Para lidar com esse risco as instituições financeiras especializaram-se na tarefa de avaliação de proponentes ao crédito. Inicialmente desenvolvida através do treinamento de especialistas, essa técnica evoluiu para incorporar práticas estatísticas que lhe confirmam maior robustez e eficácia na análise dos clientes (Cauoette et al., 1998). Este progresso foi incentivado pelos órgãos de supervisão bancária, mais notadamente a partir de 1988 com a edição do Acordo da Basileia, um documento assinado pelos principais Bancos Centrais do mundo (Saunders, 1999 e Jorion, 1999). Neste documento foram prescritas normas de adequação do volume de capital à qualidade das operações realizadas pelas instituições financeiras. Aquelas que operassem com maior risco seriam instadas a realizar um aporte maior de capital (BASLE, 1988).

O fato é que ao mesmo tempo em que promoveu maior segurança ao sistema financeiro como um todo ao reduzir o montante das falências, também implicou em ineficiência das instituições financeiras, pois parte dos recursos que poderiam ter sido aplicados foram retidos para garantir o risco das operações (Jorion, 1999 ; BASLE, 1999; Carey, 2000 e Ong, 1999). No caso brasileiro o montante de recursos retido no patrimônio líquido pelas instituições financeiras duplicou no período de 1994-1999 (Carvalho e Goulart, 2000)¹. A prevenção de crises no sistema financeiro às custas da ineficiente aplicação de recursos não é tarefa louvável. Tampouco se deseja relaxar os controles a ponto de se sacrificar a segurança pela rentabilidade (Meyer, 2000 e Carey, 2000) . Discute-se, portanto, como encontrar o meio termo, compatibilizando o grau de

¹ De acordo com os autores, “o patrimônio consolidado do setor financeiro atingiu o patamar de R\$ 110 bilhões no ano passado, dobrando em cinco anos em comparação com os R\$ 55,3 bilhões de 1995. Os bancos injetaram em seus negócios mais de R\$ 10 bilhões por ano, nos últimos três anos, para adaptar-se às crescentes exigências de capitalização do Banco Central (BC) e aumentar as operações de empréstimo. No ano passado, foram R\$ 11,8 bilhões”. Publicado na página B1 da edição de 13.01.2000 do jornal Gazeta Mercantil.

segurança necessário, desejado pelos Bancos Centrais, com o nível de eficiência e lucratividade almejado pelas instituições financeiras (BASLE, 1999 e Meyer, 2000) .

No âmbito da literatura nacional, a referência ainda são os processos de análise de crédito (Schrinckel, 1997; Berni, 1999 e Blatt, 1998) caso-a-caso e executados por especialistas de crédito, insuficientes para dar conta da crescente massificação dos créditos no ambiente atual e da expansão do crédito ao consumidor em especial. Neste processo começa a surgir alguma literatura sobre a aplicação de técnicas estatísticas na gerência de créditos (Blatt, 1999 ; Santos, 2000 ; Douat, 1994 ; Paiva, 1997 e Cauoette et al., 1998) abordando em sua maioria seus usos e pouco mencionando acerca dos seus fundamentos, que é um dos focos deste trabalho.

Neste trabalho é realizada a comparação entre um modelo de mercado e os normativos editados pelo Banco Central do Brasil para a quantificação do risco de crédito e da sua volatilidade. O estudo aplica-se sobre uma carteira de clientes de crédito ao consumidor de uma instituição financeira nacional.

1.1- JUSTIFICATIVA

A boa gestão do risco de crédito por parte das instituições financeiras é necessária já que este continua a ser o principal causador de insolvência neste segmento econômico (Jorion, 1999). De outro lado, a preocupação com a boa gestão dos créditos também provém do crescimento de sua importância para a rentabilidade das instituições financeiras. No ano de 1999, apenas a carteira de crédito ao consumidor foi responsável por 40% da rentabilidade do Unibanco, na época o 5º maior banco de capital nacional (Goulart, 2000). Uma forte regulamentação sobre a matéria vem sendo editada. O normativo do Banco Central do Brasil, Resolução 2.682/99 divulgado no final daquele ano, abriu o espaço para uma melhor caracterização dos fatores que potencializam o risco neste tipo de operação. Introduziu nas práticas bancárias nacionais o conceito de *rating* de créditos e incumbiu as instituições

financeiras de desenvolverem critérios, respeitados parâmetros mínimos, para caracterizarem essas classificações. O foco no crédito e na sua contraparte, o risco de crédito, é crescente, seja por sua rentabilidade, seja por seu impacto na gestão dos negócios, quando mal administrado.

No intuito de contribuir para um melhor entendimento do assunto, pretende-se comparar um modelo de avaliação de risco de crédito com as resoluções 2.682/99 e 2.099/94 do Banco Central do Brasil no trato deste tema. Perante essa Autarquia a gestão do risco de crédito é uma questão delicada. Interessa a autoridade monetária mensurar adequadamente o montante do aporte de capital a ser exigido das instituições financeiras frente ao seu risco de crédito. Uma primeira razão para isto, é assegurar a solvência dessas instituições, o que previne a ocorrência de crises sistêmicas no setor financeiro da economia. Um segundo motivo para se mensurar adequadamente este montante, é de natureza econômica, e se expressa no desejo de não penalizar os bancos que possuam sistemas de gerenciamento de risco mais eficientes. Ao se exigir um aporte de capital acima do que seria necessário, seria imputado um custo à economia como um todo, conforme declaração da Diretora de Fiscalização do Banco Central do Brasil (Miya, 2000). Isto posto, ao se desenvolver um modelo e compará-lo com os procedimentos estabelecidos pelo Banco Central do Brasil, pretende-se contribuir para a avaliação da gestão que vem sendo realizada por esta autarquia e, em acréscimo, testar a aplicabilidade de um dos modelos adotados pelo mercado para o atendimento dos interesses da mesma.

1.2 - OBJETIVO

Objetivo Geral :

Investigar, através da aplicação de conceitos que levem a mensuração do risco de crédito em uma carteira de crédito direto ao consumidor de uma instituição financeira nacional, se os valores de provisão e de patrimônio líquido mínimo exigidos respectivamente pelas resoluções 2.682/99 e 2099/94, do Banco Central do Brasil, estão adequados ao risco de crédito da carteira analisada.

Objetivos Específicos :

- Estabelecer critérios que permitam distinguir entre “bons” e “maus” créditos.
- Classificar as operações de crédito da carteira analisada de acordo com o seu grau de risco.
- Calcular o risco de crédito esperado e a perda potencial para a carteira.
- Comparar os montantes de risco de crédito esperado e de perda potencial com os valores que seriam obtidos pela aplicação, sobre a carteira, dos procedimentos descritos nos normativos 2.682/99 e 2099/94.

2. OS MODELOS DE GESTÃO DO RISCO

Neste capítulo serão revisados os conceitos e as práticas relacionados à avaliação do risco de crédito. Serão inicialmente abordados o contexto institucional no qual surge esta preocupação, bem como a análise dos normativos editados pelo Banco Central do Brasil que conformam o tratamento dado ao assunto. Uma vez que estejam explicitados os componentes do capital regulamentar e a forma do seu cálculo, serão apresentados o modo como essas questões têm sido tratadas pelo mercado, resultando nos modelos de mensuração do risco de crédito e do capital econômico.

A atividade bancária exige regulamentação específica para o seu funcionamento. Por lidar basicamente com a confiança de aplicadores e depositantes, é benéfica a existência de regulamentação no sentido de assegurar a liquidez e solvência dessas instituições, e também para disciplinar e harmonizar suas práticas no processo de concorrência (Jorion, 1999). Compete, no país, ao Banco Central do Brasil disciplinar o funcionamento e as práticas no sistema financeiro nacional. Este sistema é recente, datando de 1.964 a sua constituição na forma atual (BRASIL, 1964).

Desde a sua constituição, o Banco Central do Brasil tem tido um papel indutor no desenvolvimento do sistema financeiro nacional . Ao estabelecer os limites mínimos de capital para a constituição e funcionamento das instituições financeiras, vem definindo patamares sobre os quais essas empresas devem operar. Ao estabelecer um arcabouço normativo, sob a égide do Conselho Monetário Nacional, órgão ao qual está subordinado, o Banco Central do Brasil tem limitado os espaços e a forma de concorrência neste segmento da economia. Assim, ao papel de indutor deve-se acrescentar o papel de delimitador das práticas bancárias, Compete, pois, a ele zelar para que as empresas deste segmento disponham de tratamento adequado aos riscos que lhes são pertinentes. O mesmo acontece relativamente ao risco de crédito, em que, por meio da edição de vários normativos, vem sendo construída uma estrutura mínima para a gestão deste risco no referido segmento econômico.

Serão apresentados na seção 2.1 os principais normativos que conformam tratamento ao tema risco de crédito pelas instituições financeiras. Serão vistos o impacto das medidas determinadas, suas motivações e brevemente comentadas as conseqüências da sua aplicação. Pretende-se com isso demonstrar o entendimento e a aferição do risco de crédito no âmbito regulamentar, sob a denominação de modelo do Banco Central do Brasil. Paralelamente, nas seções 2.2 e seguintes são apresentados o entendimento expresso nos modelos desenvolvidos pela prática bancária e pelo mercado para o mesmo assunto. Buscase explicitar os conceitos que lhe dão suporte e a forma pela qual vêm tentando construir medidas de aferição do risco de crédito e capital econômico necessários para o gerenciamento do risco e atendimento aos preceitos normativos.

2.1 – MODELO DO BANCO CENTRAL DO BRASIL

Quando do início da configuração do atual sistema financeiro nacional, em 1964, o principal fator de risco foi identificado como sendo a alavancagem das instituições financeiras. Tratou-se então de limitar esta alavancagem a doze vezes o valor do patrimônio líquido. Desta forma, qualquer instituição com patrimônio líquido no valor de R\$ 100,00 poderia aplicar ou emprestar recursos até o montante de R\$ 1.200,00. O valor do patrimônio líquido era reajustado pelo resultado de exercício ou por subscrição de capital. O contingenciamento era a forma como se tentava prevenir as instituições financeiras do risco de crédito.

Com a edição da Resolução 1.748, divulgada em 05 de agosto de 1990 pelo Banco Central do Brasil, consolidaram-se critérios para inscrição de valores nas contas de créditos em liquidação e regras para provisão de créditos de liquidação duvidosa. Então, a partir do montante de créditos contabilizados como créditos de curso normal, créditos em atraso ou créditos em liquidação, calculava-se, para cada instituição financeira, um valor mínimo de provisão a ser realizado. A provisão

objetivava, pois, constituir uma reserva para fazer frente às perdas inerentes à própria atividade creditícia. A provisão era devida tendo em vista o tempo de atraso e a existência de garantias que amparassem tais créditos, analisando-se a situação de cada operação individualmente. A premissa é de que quanto maior o tempo de atraso, pior seria a qualidade do crédito e, portanto, maior o seu risco. A provisão reduziria o resultado do exercício e poderia diminuir o patrimônio líquido caso excedesse àquele valor (Pandelo, 2000).

Classificação Contábil do Crédito (\1)	Atraso em Dias	Percentual de Provisão (\2)
Crédito Normal	até 60 dias	0%
Crédito em Atraso	de 61 a 180 dias	20% ou 50%
Crédito em Atraso	de 180 a 360 dias	50% ou 100%
Crédito em Liquidação	acima de 360 dias (\3)	100%

Quadro 1 - Classificação de Crédito e Níveis de Provisão – Resolução 1.748.

Fonte: Banco Central do Brasil – Grupo de Comunicação Institucional (19.06.2000).

\1 Resolução do Conselho Monetário Nacional n. 1.748 de 05.08.1990. Há exceções para certas modalidades de crédito.

\2 Aplicava-se o percentual menor de ponderação caso houvesse garantias e o maior percentual na situação oposta.

\3 Nessa situação o crédito deveria ser transferido para contas de compensação. O mesmo ocorre com crédito vencidos há mais de 180 dias sem garantias.

A resolução 1.748/90 foi revogada pela resolução 2.682/99, de 21.12.1999. Por meio dela foram estabelecidos novos critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Conforme dispõe essa resolução, ainda vigente, os créditos são classificados em vários níveis – decrescendo de AA até H – de acordo com a percepção do risco de crédito do tomador, das garantias oferecidas e da modalidade operacional. Uma variável-chave para esta classificação é o tempo de atraso. Em cada um desses níveis é exigido um percentual de provisão que varia de 0% a 100% sobre o total dos créditos registrados naquela faixa. Ainda que estabeleça percentuais fixos de provisionamento em cada uma dessas classes, induz as instituições brasileiras a buscar critérios que levem à alocação dos clientes nas classes predeterminadas. É uma tentativa de melhor mensuração do risco de crédito e, por via de consequência, do ativo ponderado pelo risco e do patrimônio líquido mínimo necessário (Banco Central do Brasil, 1999)

A respectiva Resolução é composta por apenas 16 artigos (Anexo A). Os 3 primeiros apresentam as classes de risco (AA até H) e os critérios que devem ser considerados na avaliação da qualidade dos ativos da carteira. Nos artigos 4º e 5º são expostos os períodos mínimos para a revisão das classificações dadas aos créditos (vide Quadro 2). Os artigos 6º até o 9º complementam os anteriores ao estabelecerem os percentuais de provisão para fazer face a perdas prováveis na realização desses direitos, além de explicitar procedimentos contábeis para a transferência de créditos para contas fora-de-balanço (contas de compensação), tratamento das operações renegociadas e reconhecimento de receitas em operações atrasadas. Os artigos finais – 10 a 16 – abordam questões relacionadas aos poderes do Banco Central do Brasil, responsabilidades dos auditores independentes, transparência e divulgação dos critérios usados para a classificação dos créditos em notas explicativas e a extensão deste normativo para as operações de arrendamento mercantil. Assim, pode-se dividir a norma em quatro segmentos básicos: o primeiro, a classificação dos créditos em *ratings*²; o segundo, o período de revisão mínimo; o terceiro, a provisão correspondente a cada categoria de *rating* e, por último, questões ligadas a transparência dos critérios utilizados (Banco Central do Brasil, 1999).

Rating	Reclassificação por Inadimplência
AA	Créditos sem atraso
A	Créditos com atraso até 14 dias
B	Créditos com atraso entre 15 e 30 dias
C	Créditos com atraso entre 31 e 60 dias
D	Créditos com atraso entre 61 e 90 dias
E	Créditos com atraso entre 91 e 120 dias
F	Créditos com atraso entre 121 e 150 dias
G	Créditos com atraso entre 151 e 180 dias
H	Créditos com atraso superior a 180 dias

Quadro 2 – Tempo de Atraso e Nível de Risco Correspondente.

Fonte: BANCO, 1999, artigos 4º, 5º e 6º

² *Ratings* são classificações de grupos homogêneos. No caso dos *ratings* de crédito, busca-se alocar sob uma mesma denominação créditos que apresentam características semelhantes entre si quanto ao risco de crédito ou outra medida qualquer arbitrada para promover a identificação desse conjunto.

Diante do que até aqui foi apresentado, interessa comentar os artigos 1º ao 3º. O artigo primeiro estabelece os níveis (de AA a H) em que devem ser classificadas as operações de crédito em ordem crescente de risco. Em relação às normas anteriores sobre a matéria, a presente resolução confere maior segmentação às classificações de risco de crédito e maior possibilidade de adoção de diferentes critérios. Este aumento na seleção de possíveis critérios está expresso no segundo artigo, o qual atribui à instituição detentora do crédito a responsabilidade pela classificação da operação e enumera critérios mínimos que devem ser avaliados nessa hora. Entre os critérios que devem ser levados em consideração constam a situação econômico-financeira, o setor de atividade econômica e a pontualidade do devedor e dos seus garantidores no pagamento de suas dívidas. O artigo terceiro dispõe que, em regra, deve-se utilizar a classificação da operação de maior risco para a inclusão do cliente nas classes de risco nos casos em que este possua mais de uma operação com a instituição financeira. Ficam estabelecidos, portanto, critérios mínimos para a classificação dos créditos. Nada impede que as instituições financeiras desenvolvam sistemas para avaliar o risco *ex-ante* do cliente, e assim classificá-lo em algum dos 9 níveis de risco pré-estabelecidos, ao invés de aguardar a ocorrência de atrasos para então proceder-se à regularização das classificações de risco.

Nos artigos 4º, 5º e 6º, cujo conteúdo está exposto no Quadro 3, ficam expressos os níveis de provisão mínimos para cada classe de risco.

Nível de Risco	Percentual de Provisão
AA	0,0%
A	0,5%
B	1,0%
C	3,0%
D	10,0%
E	30,0%
F	50,0%
G	70,0%
H	100,0%

Quadro 3 – Nível de Risco e Percentual de Provisão.
Fonte: BANCO, 1999.

Saliente-se que, em relação à norma anterior, a existência de classes de crédito de acordo com seu risco, representa, por si só, um avanço ao permitir maior conhecimento, comparabilidade e gerenciamento da carteira. Quanto pior a classificação do crédito, maior será a provisão exigida sobre este. Mesmo na ocorrência de renegociações, os créditos permanecem na sua classificação anterior até que haja amortização significativa da parcela do débito.

Na comparação entre o normativo vigente e anterior vê-se que a norma atual aumenta o valor a ser provisionado para uma mesma carteira de crédito (vide Quadro 4). A par de sua melhor segmentação do risco, pode-se inferir também que o maior grau de provisionamento decorra da percepção, por parte da autoridade monetária de que a qualidade dos créditos era pior do que se supunha ou que a mesma estava sendo subavaliada pelas instituições financeiras ³.

Valor Hipotético em R\$	Dias de Atraso	Nível de Risco (2682)	Valor da Provisão (2682)	Nível de Risco (1748)	Valor da Provisão – créditos amparados por garantias (1748)	Valor da Provisão – créditos sem garantias (1748)
1.000,00	nenhum	AA	0,00	normal	0,00	0,00
1.000,00	atraso até 14d	A	5,00	normal	0,00	0,00
1.000,00	de 15d até 30d	B	10,00	normal	0,00	0,00
1.000,00	de 31d até 60d	C	30,00	normal	0,00	0,00
1.000,00	de 61d até 90d	D	100,00	atraso	200,00	500,00
1.000,00	de 91d até 120d	E	300,00	atraso	200,00	500,00
1.000,00	de 121d até 150d	F	500,00	atraso	200,00	500,00
1.000,00	de 151d até 180d	G	700,00	atraso	200,00	500,00
1.000,00	de 180d até 360d	H	1.000,00	atraso	200,00	1.000,00
1.000,00	acima de 360d	H	1.000,00	liquidação	1.000,00	1.000,00
Total da Provisão em R\$			3.645,00		2.000,00	4.000,00

Quadro 4 – Comparação entre a Provisão pelas Resoluções 1.748/90 e 2.682/99.

Na atual legislação, a provisão exigida seria maior em 82,25% frente a uma carteira em que todos os créditos estivessem amparados por garantias

³ Mesmo que a última coluna indique um valor maior para a norma anterior essa situação quase nunca era verificada na prática, pois geralmente os créditos estavam amparados por garantias formais.

executáveis e ligeiramente inferior, 9,75% , à provisão realizada em uma carteira cuja totalidade dos créditos não estivessem amparados por garantias. Ao segmentar e ponderar diferentemente as operações em atraso, a resolução 2.682/99 impõe às instituições financeiras maior volume de provisão. Note-se que ao colocar a situação das garantias em segundo plano, a norma volta-se para uma medida mais efetiva para avaliar a capacidade financeira do cliente, qual seja, o tempo de atraso da operação.

Foi visto até aqui um dos aspectos do risco em operações de crédito, qual seja, a constituição de provisão que retrate a probabilidade de não recebimento dos créditos. Esse aspecto do risco será doravante denominado risco de crédito. Todavia, em meados dos anos 80⁴, ocorreram quebras de várias instituições financeiras, nos Estados Unidos e Europa, que motivaram um novo entendimento acerca do risco de crédito. Além da provisão freqüentemente exigida para os créditos de liquidação duvidosa, passou-se a exigir das instituições financeiras, bancos em especial, a obrigatoriedade da manutenção de patrimônio líquido ajustado em valor compatível com o grau de risco das operações ativas dessas instituições, funcionando como uma margem de segurança⁵. Havia o entendimento de que as empresas do setor, e, por conseqüência, os sistemas financeiros nacionais, deveriam prevenir-se contra mudanças bruscas na conjuntura que aumentassem sobremaneira o risco de crédito das operações contratadas. Tal foi o entendimento dos Bancos Centrais dos países membros do G10⁶, que em 15 de julho de 1988 firmaram acordo para implementar as diretrizes estabelecidas no *International Convergence of Capital Measurements*, mais conhecido como Acordo da Basileia. Este acordo implicou a manutenção de um limite mínimo de capital nas instituições financeiras de acordo com o grau de risco dos ativos

⁴ A crise da dívida externa dos países latino-americanos na década de 80 originou-se pelo desenvolvimento de um instrumento de crédito, empréstimo em eurodólares a taxas flutuantes, que permitia aos bancos escaparem da exposição ao risco cambial, de juros e de crédito. Todavia, após a repentina alta das taxas de juros norte-americanas, no início da década, países como México e Brasil ficaram inadimplentes por não conseguirem honrar seus empréstimos corrigidos a taxas flutuantes.

⁵ As exigências de adequação de capital igualmente podem servir para impedir que instituições assumam riscos exagerados, caso o valor exigido esteja atrelado ao risco assumido.

⁶ Os membros do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia são autoridades sêniores do G10 (Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Holanda, Suécia, Reino Unido e Estados Unidos, além de Luxemburgo e Suíça), que se reúnem quatro vezes por ano, geralmente em Basileia, Suíça, sob o patrocínio do Bank of International Settlements (BIS).

e foi considerado um avanço fundamental para a prevenção do risco de crédito de origem sistêmica, macroeconômica (Jorion, 1999).

O acordo de 1988 definiu uma medida comum de solvência, que cobre apenas riscos afetos à área de crédito, omitindo demais fontes de riscos como juros, variações de moedas, etc., e, portanto, trata unicamente da identidade dos devedores dos bancos. O Acordo da Basileia estabelecia 04 ponderações para o cálculo do patrimônio líquido mínimo a ser mantido na instituição financeira, dado o nível de risco dos seus ativos em operações de crédito. Foram considerados como de risco nulo os títulos dos governos de países membros da Organização Econômica dos Países Desenvolvidos (OCDE) e as posições líquidas. No extremo oposto, sofrendo uma ponderação de 100% do valor do crédito classificavam-se, principalmente, os títulos originados de operações de crédito com pessoas físicas e jurídicas independentemente do seu porte e qualidade. Havia ainda outras duas ponderações intermediárias, de 20% e de 50%, para outros tipos de mutuários. Do somatório do ativos ponderados pelo risco (APR), 8% desse montante, a título de encargo de capital, deveria corresponder ao patrimônio líquido mínimo.

Ponderações	Tipo de Ativo
0%	Títulos do Tesouro Norte-Americano Obrigações dos Governos Centrais da OCDE Dinheiro Ouro em barras
20%	Dinheiro a ser recebido Obrigações dos Bancos da OCDE Títulos de Órgãos do Governo Norte-Americano Obrigações garantidas por hipoteca de Órgãos do Governo. Obrigações Municipais Gerais
50%	Obrigações de Receita Municipal
100%	Dívidas de Países menos Desenvolvidos Títulos Privados Obrigações de bancos não membros da OCDE Ações Bens Imóveis Equipamentos Hipotecas

Quadro 5 – Ponderações de Capital de Risco por Classes de Ativo
Fonte: Jorion, 1999, pág. 46

Supondo-se que uma instituição financeira qualquer possuísse ativos no valor de R\$ 4 milhões distribuídos igualmente entre as quatro ponderações de risco, o patrimônio líquido mínimo corresponderia a R\$ 136.000,00, ou seja, a 8% dos ativos ponderados pelo risco (R\$ 1.700.000,00) :

Ativo Ponderado pelo Risco =

R\$ 1.000.000,00 x 0% (+)

R\$ 1.000.000,00 x 20% (+)

R\$ 1.000.000,00 x 50% (+)

R\$ 1.000.000,00 x 100%

=====

R\$ 1.700.000,00 ✓

Patrimônio Líquido Mínimo =

Ativo Ponderado pelo Risco x Encargo de Capital =

R\$ 1.700.000,00 x 8% = 136.000,00 ✓

Esse é o valor mínimo de patrimônio líquido que a instituição deve possuir para que possa operar no mercado. Se, porventura, essa instituição hipotética expandisse em mais um milhão de reais suas operações de crédito a pessoas físicas, o novo valor mínimo de patrimônio líquido deveria ser aumentado em R\$ 80.000,00, já que os títulos de crédito privados são ponderados em 100% do seu valor (R\$ 80.000,00 = R\$ 1.000.000,00 x 8%), resultando em um novo valor de patrimônio líquido da ordem de R\$ 216.000,00 a fim de que se mantivesse a compatibilidade entre o patrimônio líquido e o grau de risco dos ativos medido pela noção de ativo ponderado pelo risco.

A resolução do Conselho Monetário Nacional 2.099/94, divulgada pelo Banco Central do Brasil em 31 de agosto de 1.994, reproduziu no país os preceitos de supervisão bancária relativos à prevenção do risco de crédito firmados no *International Convergence of Capital Measurements*. Assim, surgiu no país um instrumento para

dimensionar o montante de patrimônio líquido mínimo -- capital regulamentar – a ser mantido pelas instituições financeiras como meio de se contrapor aos riscos sistêmicos, oriundos de oscilações na macroeconomia. Tal como no Acordo da Basileia, as ponderações do risco passaram a ser subdivididas em 04 níveis de risco. Quanto maior fosse o risco presumido do emissor do título de crédito, maior seria a ponderação do ativo. Títulos públicos federais seriam considerados como ativos de crédito sem risco, recebendo, portanto, ponderação nula (zero). Já títulos vinculados a pessoas físicas ou jurídicas, quaisquer que fossem, ser-lhes-iam consignados o nível de risco máximo, ou seja de 100%. As categorias de 20% e 50% seriam, respectivamente, reservadas aos títulos municipais e estaduais⁷.

Desse modo as instituições que operassem com maior nível de risco em suas operações de crédito, apresentariam montante de patrimônio líquido mínimo (capital regulamentar) superior ao montante apurado para bancos que operassem com menor risco em suas carteiras. O montante do patrimônio líquido da instituição financeira deveria ser superior ao patamar mínimo, ou seja, 8% do somatório dos ativos ponderados pelo risco.

É oportuno registrar que, na verdade, no Brasil, de acordo com a versão mais atualizado do Manual de Normas das Instituições Financeiras (MNI) do Banco Central do Brasil, o encargo de capital exigido é de 11 e não 8 por cento dos ativos ponderados pelo risco⁸ (BANCO, 2000b). O acordo de 1988 permitia aos seus signatários – o Brasil é um deles – que estabelecessem o encargo de capital entre 8 e 12 por cento do valor do Ativo Ponderado pelo Risco. A formatação atual do patrimônio líquido mínimo exigido (PLE) em função do nível de risco das instituições financeiras contempla outros aspectos além do risco de crédito, que, todavia, embora apresentados, não serão considerados neste trabalho:

$$PLE = 0,11APR + 0,20 \sum RCD + 0,333 * \text{Max}\{[\sum |APRocd| - 0,2 PLA]\} + \sum EC$$

⁷ Há outros tipos de ativos que foram aqui omitidos por simplificação, uma vez que seguem os parâmetros definidos pelo acordo da Basileia (veja o Quadro 5).

APR =	O Ativo Ponderado pelo Risco corresponde ao produto dos títulos do ativo circulante e realizável a longo prazo pelos fatores de risco correspondentes ⁹ , mais o produto do ativo permanente pelo fator de risco correspondente, mais o produto dos títulos de coobrigações e riscos em garantias prestadas pelos fatores de risco correspondentes.
RCD =	Risco de crédito das operações de swap.
APR _{ocd} =	Valor das posições líquidas das operações com ouro e com ativos e passivos referenciados em variação cambial, incluídas aquelas realizadas nos mercados de derivativos.
PLA =	Patrimônio Líquido Ajustado.
EC =	Parcela representativa do valor de PLE para cobertura do risco de mercado de taxa de juro em determinada moeda / base de remuneração.

Em resumo, forma-se, então, a partir das resoluções 2.682/99 e 2.099/94, um entendimento acerca dos mecanismos de prevenção de riscos na área de crédito do sistema financeiro: a soma da provisão para créditos de recebimento duvidoso (como prevenção ao risco de crédito) e do capital regulamentar a ser reservado (para prevenção da perda potencial) asseguraria às instituições financeiras um montante de recursos adequado para garantir a estabilidade e continuidade do sistema financeiro.(Jorion, 1999; Pandelo, 2000).

O Acordo da Basiléia, que serve de modelo à resolução 2.099/94, implicou a manutenção de um limite mínimo de capital nas instituições financeiras e foi considerado um avanço fundamental para a prevenção do risco de crédito de origem sistêmica. O referido Acordo foi eficaz, pois sustou a onda de falências em instituições bancárias. Mas tornou o limite mínimo de capital excessivo, relativamente ao valor necessário para o dia-a-dia das práticas bancárias, penalizando as instituições financeiras (Jorion, 1999; Ong, 1999 e Carey,2000).

Ademais, a determinação deste montante através de normas que uniformizem o cálculo deste valor para todas as instituições (como aquela adotada no acordo da Basiléia, a abordagem “uma única medida para todos os casos”),

⁸ Não foi encontrado na instituição ou na literatura justificativa que embasasse a escolha desse patamar.

independentemente das estruturas das suas carteiras de crédito ou das condições de seu gerenciamento, cria espaço para a arbitragem de capital¹⁰. Meyer(2000) aponta que, a continuidade dessa forma de cálculo induz os bancos a reter ativos com risco mais elevado quando sua alocação interna de capital excede os níveis de requerimento de capital regulamentarmente exigidos e a vender, securitizar, transformar esses ativos em operações fora-de-balanço quando o capital regulamentar for superior ao capital econômico alocado. O resultado, deste processo, são bancos menos transparentes e com um maior risco para o sistema. Quanto maior a diferença entre o capital regulamentar e o capital econômico, maior o espaço para a arbitragem e a utilização de instrumentos derivativos (Ong, 1999 e Carey, 2000).

A mensuração adequada do capital regulamentar de uma instituição financeira não é uma tarefa fácil. Segundo Meyer (2000), nas últimas décadas os supervisores têm concluído pela insuficiência das informações contidas nos balanços das instituições para tal fim. Então, a maioria das agências supervisoras têm adotado abordagens que avaliam cuidadosamente os controles internos das instituições, incluindo-se os sistemas internos de gerenciamentos de risco. Os principais bancos do mundo, como o J P Morgan, por exemplo, têm-se antecipado aos supervisores e, nesse sentido, ao passo em que cumprem os preceitos normativos, vêm desenvolvendo mecanismos mais complexos de monitoramento do risco em operações de crédito¹¹.

Em 1.999 iniciou-se a discussão buscando encontrar maneiras de atualizar a regulamentação em vigor, objetivando melhorar a aferição do patrimônio líquido mínimo exigido pela norma, o capital regulamentar, em relação ao capital

⁹ Esta ponderação é aquela definida na Resolução n.2.682/99 e é apresentada neste trabalho no Quadro 3.

¹⁰ A arbitragem de capital ocorre quando a instituição financeira utiliza instrumentos derivativos para realizar operações de crédito. Na legislação norte-americana, o aporte de capital para essas operações é menor do que o percentual de 8% exigido para as operações de crédito realizadas através de instrumentos tradicionais.

¹¹ Esses bancos, em geral aqueles da fronteira tecnológica da indústria, já começaram a classificar seus *portfolios* de empréstimos em classes de risco com níveis de segmentação cada vez maiores e a utilizar essas classificações para a alocação interna de recursos, para políticas diferenciadas de cobrança de juros nos empréstimos e para a determinação das reservas necessárias para a cobertura das perdas, entre outros fins. Em alguns casos, esses cálculos são feitos para cada uma das operações realizadas (Meyer, 2000).

econômico realmente necessário. Em princípio, existem três correntes de opinião sobre o assunto (BASLE, 1999):

- a) a primeira, prevê o aperfeiçoamento dos padrões ¹² de risco de crédito exigidos uniformemente para todas as instituições;
- b) a segunda, propõe o abandono destes padrões e a adoção, em seu lugar, dos sistemas internos de gerenciamento de risco das instituições atrelados às avaliações de empresas de *rating*, como forma de mensurar o capital regulamentar;
- c) a terceira, advoga a exclusiva adoção dos modelos internos de gerenciamento de risco de cada instituição para o cálculo do capital regulamentar, a partir de parâmetros mínimos estabelecidos pelos bancos centrais.

No momento, é adequado ressaltar que na área de crédito existem dois riscos principais. De um lado, o risco de crédito que corresponde à parcela do risco que é esperada que ocorra porque nem todos os devedores pagam seus contratos na forma pactuada. A constituição de provisão é o meio pelo qual as instituições financeiras buscam reconhecer este risco e se antecipar aos seus efeitos. Uma outra parcela do risco é de origem inesperada. A premissa é que crises sistêmicas, ou melhor, alterações bruscas nos preços e nas condições macroeconômicas aumentem a probabilidade de insolvências junto aos clientes de uma instituição financeira ou mesmo sobre instituições financeiras congêneres, trazendo impactos negativos para todos (Ong, 1999). A forma de se contrapor a este risco, de acordo com a norma, é a constituição de uma reserva a ser mantida no patrimônio líquido da instituição, o capital

¹² Ou seja, aperfeiçoar o sistema de ponderações que hoje possui 04 escalas: 0%, 20%, 50%, 100%. Seria mantido o percentual de 8% sobre o somatório dos ativos ponderados pelo risco.

regulamentar. Então, a provisão e o capital regulamentar correspondem à forma de prevenção contra a ocorrência desses dois aspectos principais do risco. Posteriormente será visto que o conceito de avaliação do risco de crédito e de constituição do capital econômico, utilizados pelos modelos de mercado, são formas desenvolvidas para mensurar estes mesmos aspectos do risco.

Foi apresentado até este ponto o modelo do Banco Central do Brasil, que busca mensurar o risco de crédito esperado e o montante de perda potencial que poderia ocorrer na existência de crise sistêmica. Na próxima seção será iniciada a exposição dos modelos desenvolvidos pelas instituições financeiras para lidar com questões pertinentes ao risco de crédito. Constatar-se-á que nem todos produzem respostas adequadas para lidar com o risco de crédito esperado e com a perda potencial. Contudo, quer por serem largamente utilizados, ou por se constituírem em etapas da evolução do entendimento sobre o risco de crédito do ponto de vista das necessidades do mercado, serão apresentados em ordem crescente de complexidade.

2.2 - MODELOS SUBJETIVOS

Os modelos subjetivos são formas desenvolvidas pelo mercado através das quais busca-se avaliar o risco de crédito dos seus proponentes. Em geral são baseados na experiência acumulada pela instituição na “arte” de avaliação de crédito e não produzem medidas objetivas de risco (Schinckel, 1997). São aplicados no momento da concessão de crédito e têm pouca eficácia para o gerenciamento da carteira (Cauoette et al., 1998).

Um avanço em relação a esse tipo de modelo são aqueles que estabelecem pontuações, ao invés de considerações, na apreciação dos créditos (Santos, 2000). Apesar dessas pontuações possibilitarem a alocação das operações de crédito em diversas classes, os critérios utilizados na pontuação são subjetivos e

incapazes de prever a probabilidade de inadimplência em determinada faixa a não ser pela observação dos dados históricos.

2.2.1. Modelos baseados em especialistas

Em um modelo baseado em especialistas na avaliação do risco de crédito, a decisão de conceder é de responsabilidade do deferidor/analista. Essa forma de se proceder está assentada sobre o julgamento subjetivo de profissionais altamente treinados. Quanto mais longa a carreira na instituição, maior a autoridade do juízo de valor expresso. Neste modelo, a experiência dos mais velhos é valiosa por várias razões: a) ela está mais afinada com a cultura da empresa; b) fornece parâmetros mais seguros para avaliação de créditos; c) permite o treinamento dos mais novos, através de exemplos. A análise é realizada sobre as características principais do proponente de recursos (Caouette et al.,1998).

Os fatores de risco a serem analisados são muitos; no entanto, o mais popular desses modelos é a análise dos cinco C's do crédito (Blatt, 1999). Basicamente procura-se verificar se o proponente terá condições de pagar a dívida nas datas aprezadas. Bastariam, para tanto, a análise do capital e fonte de renda do proponente. Todavia, a fim de assegurar-se que todos os pontos relevantes foram analisados e, neste sentido, já funcionando como um *check-list*, foi desenvolvida a abordagem dos cinco C's do crédito. Após analisar os cinco fatores abaixo, o analista subjetivamente pondera-os e chega a uma decisão de crédito (Blatt, 1999; Santos, 2000; Douat, 1994).

Caráter – avalia-se a reputação do proponente, seu histórico como pagador. Supõe-se, implicitamente, que quanto mais antiga for a vida creditícia do analisado, maior a probabilidade de ressarcimento.

Capital – analisa-se a fonte de renda do proponente e o grau de alavancagem do mesmo. Em particular, este último fator é tido como um bom antecipador de insolvência.

Capacidade – É a habilidade em pagar; reflete a volatilidade dos rendimentos do tomador de recursos. Procura-se, neste sentido, adequar as parcelas do ressarcimento às características da fonte de renda.

Ciclo ou Condições (Econômicas) – avalia-se a exposição dos ganhos do proponente em relação aos movimentos dos ciclos econômicos.

Colateral ou Garantias – Na ocorrência de não-pagamento da dívida, a instituição financeira adquire o direito de executar as garantias. Quanto maior for sua primazia em relação às garantias e a liquidez destas, menor é a exposição do empréstimo ao risco.

Embora muitas instituições financeiras ainda utilizem esses modelos especialistas como parte do seu processo de decisão de crédito, eles provocam alguns problemas. Saunders (1999) e Douat (1994) identificam como principais problemas a comparabilidade das avaliações de crédito e a ponderação subjetiva dos fatores de risco. Quanto ao problema da comparabilidade, ele decorre do fato de diversos analistas lançarem mão de diferentes critérios para avaliar o risco de crédito em uma mesma instituição. No que tange ao problema da ponderação, raramente são estabelecidos pesos similares a serem aplicados de modo coerente em toda a organização para os fatores incluídos dentre os critérios de seleção de créditos. Treacy e Carey (1998), argumentam que os comitês de crédito e os departamentos de revisão de créditos estão longe de ser mecanismos capazes de estabelecer padrões comuns aplicáveis a todos os deferidores de crédito.

Cauoette et al. (1998) vê, além das insuficiências já comentadas, a tendência à concentração excessiva do *portfolio* em determinados setores. Isso ocorre porque a análise do crédito é realizada tendo em vista as características específicas do tomador de recursos. Esta concentração decorre de dois fatores. O primeiro, é a forma de prospecção de clientes. Em determinadas épocas os bancos elegem alguns poucos setores como rentáveis e então tentam contratar uma série de operações e estreitar laços com várias empresas dos setores eleitos. Um outro motivo decorre da desejada especialização desses profissionais, que na busca de um nicho para si, especializam-se em determinados setores de ponta e em empresas com fundamentos semelhantes. Quando os ciclos econômicos sobrevivem, o que parecia ser um grande negócio, pode tornar-se um grande problema, expondo as instituições financeiras a graves situações. Esses riscos podem ser ampliados já que os créditos, em vez de serem abandonados,

serão administrados mediante novas rolagens e liberações de recursos. Os fatores acima citados dificultam o monitoramento da concentração de *portfolio* dentro dos parâmetros clássicos de análise dos créditos.¹³

Pelo exposto fica clara a dificuldade em utilizar-se esses processos de avaliação de crédito como base para requerimentos de capital ou mesmo de provisão de créditos. Desenvolvidos essencialmente para uma análise caso a caso de proponentes isolados, no ato da concessão dos créditos, considerados sob diferentes critérios e motivações, tal sistema não consegue superar as barreiras do “subjetivismo” e ancorar padrões que sirvam de instrumento à mensuração do crédito.

2.2.2. *Rating* de Crédito em Bases Subjetivas

Este modelo avança em relação à análise anterior em dois aspectos: a atribuição de notas (*rates*) e o agrupamento dos créditos de acordo com a pontuação obtida. A avaliação do risco de crédito, neste modelo, ainda recai essencialmente sobre a percepção do analista de crédito acerca das qualidades do tomador de recursos. O monitoramento, contudo, já não é realizado caso a caso e sim por grupos ou faixas de crédito. Quando da análise da carteira, a atribuição de notas ou *ratings* fornecem uma visão geral da capacidade financeira do cliente e do risco de crédito associado.

Grande parte do trabalho de cálculo do *rating* é realizado pelo analista tal qual no modelo anterior. Este trabalho envolve tanto a análise das condições do proponente (a indústria em que atua, sua posição na indústria, mercado consumidor, demonstrações financeiras, condições de gerenciamento, restrições cadastrais), como também a estruturação da operação (prazo, garantias oferecidas, liquidez das garantias), ponderando esses dois fatores para se chegar a um resultado final. (Treacy e Carey, 1998).

¹³ A fim de prevenir o sistema deste risco, a exposição ao risco de crédito é limitada a um determinado percentual do seu patrimônio ou do patrimônio do mutuário. Todavia, a solução mais eficaz a este tipo de problema é a mudança

Em termos conceituais, na construção de um *rating*, são levados em consideração, principalmente, os diferentes aspectos da perda (probabilidade de inadimplência, pagamento a menor, custo e eficácia na recuperação de créditos), os requisitos que permitem a alocação em determinadas faixas ou segmentos e a base de informações que dará suporte à análise. Definidos os critérios a serem adotados, o processo de avaliação do risco orienta-se, então, para a classificação dos clientes de acordo com a pontuação obtida junto aos critérios de análise que podem ser os 5c's abordados no item anterior – cotejando-a com o grau de risco apresentado e os limites de crédito disponíveis (Treacy e Carey, 1998 ; Silva, 1995) .

Treacy e Carey (1998), em uma pesquisa sobre a utilização de modelos internos de *rating* pelos cinquenta maiores bancos norte-americanos, identificaram a sua maior aplicação para a análise de créditos de maior valor, enquanto que, para os créditos de menor valor, por exemplo, a análise de contas de pessoa física, são utilizados modelos estatísticos. O processo de atribuição do *rating* é bastante subjetivo, já que os fatores analisados na pontuação do mesmo e a ponderação do que é importante pode diferir marcadamente entre vários analistas. Treacy e Carey (1998) e Douat (1994) apontam que as principais motivações para a adoção desses modelos de gerenciamento de risco provém da necessidade de cálculo do capital regulamentar, em cumprimento às normas estabelecidas, da necessidade de verificação da aplicação dos recursos por parte da alta administração e, eventualmente, da necessidade de se produzir bases de dados como “matéria-prima” de modelos estatísticos desenvolvidos dentro da instituição.

Embora amplamente utilizados para dimensionar a exposição da instituição ao risco de crédito em cada uma dessas faixas, Saunders (1999) e Treacy e Carey (1998) apontam algumas fraquezas em relação à eficácia e consistência dos modelos de *rating* construídos em bases subjetivas. Como a alocação dos créditos é

no enfoque do que seja risco de crédito. Dever-se-ia passar da análise caso-a-caso para o entendimento de que

feita com base no risco *ex-ante* da operação, o fato de não haver atualização tempestiva dos eventos de crédito faz com que créditos de diferentes riscos estejam alocados em um mesmo segmento de *rating*. Assim, sua utilização para a alocação de capital regulamentar, por exemplo, resultaria distorcida, já que os segmentos deixariam de ser consistentes por não considerarem o risco real de cada crédito ou operação. Ademais, o risco de crédito é tido como o somatório dos riscos de cada um desses segmentos, sem levar em conta os efeitos da diversificação na redução ou aumento de risco que a instituição financeira está incorrendo.

Um outro problema relacionado a este, é o da comparabilidade entre os títulos/clientes de um mesmo segmento. Como comparar um crédito de conta rotativa, de uma empresa estável, em um segmento econômico maduro, garantido por duplicatas com um crédito destinado a investimento em uma empresa que apresenta um desempenho mediano no setor competitivo da economia e com garantias diversas? Provavelmente, a existência de dados históricos do comportamento dos clientes poderiam minimizar esses problemas. Todavia, em muitas instituições financeiras, trabalha-se somente com as informações atuais, desprezando-se dados históricos. Em consequência, a atribuição de *ratings* passa a assemelhar-se muito mais com os modelos subjetivos, do que com modelos quantitativos de gerenciamento de risco.

Apesar disso, ainda hoje esses processos subjetivos de avaliação do risco de crédito são largamente utilizados (Schrinckel, 1997; Berni, 1999; Silva, 1995; Blatt, 1998; Blatt, 1999 e Santos,2000). Grande parte do mérito desses modelos subjetivos está no desenvolvimento de uma cultura de crédito dentro das instituições financeiras. A cada reunião de comitês de crédito, o processo é reavivado. Contudo são processos ineficientes quando se busca quantificar o risco de crédito e a perda potencial de determinada carteira, já que não fornecem respostas objetivas a esses assuntos (Cauoette et al., 1998; Saunders, 1999).

2.3 - MODELOS QUANTITATIVOS

A tentativa de superação das suas limitações (custos crescentes para avaliação do crédito, falta de medidas objetivas, falta de padronização dos critérios) dos modelos anteriores contribuiu para um melhor entendimento do risco de crédito e a sua mensuração. A necessidade de massificação do processo de crédito –dada a crescente demanda por esse recurso na economia - e a necessidade de maior padronização dos seus procedimentos e critérios levou à aplicação de técnicas estatísticas – denominadas de *credit scoring*¹⁴ – a esse processo.

Modelos de *credit scoring* podem ser utilizados sem o auxílio de outros modelos se se objetiva saber o montante de risco de crédito. Por meio deles é possível identificar *ex-ante* o risco existente em determinada operação de crédito e desenvolver produtos customizados, eventualmente com taxas, prazos e planos diferenciados condizentes ao grau de risco do cliente.

Ao início, essas técnicas quantitativas trataram somente da classificação dos créditos e o conceito básico subjacente era o de risco de crédito. Posteriormente, a partir de 1985, com o desenvolvimento dos modelos de avaliação do risco de mercado em instituições financeiras foi possível tentar a incorporação das informações geradas por esses modelos como base para a construção de modelos de gerenciamento de *portfolio* de crédito que serão vistas na seção seguinte. Estes lidam não só com a mensuração do risco de crédito, mas também com o desafio de mensuração da perda potencial e do respectivo capital econômico, visando à administração do *portfolio* de crédito.

¹⁴ O *credit scoring* é uma técnica estatística de pontuação dos créditos e será apresentada na seção 2.3.1.

2.3.1. *Credit scoring*

A história do *credit scoring* é recente, remontando a 1945 o desenvolvimento do primeiro modelo estatístico de análise de crédito (Lewis, 1992). Os modelos foram inicialmente desenvolvidos para a análise de crédito ao consumidor tanto por empresas de varejo como por empresas financeiras. Em todas o objetivo era o mesmo: centralizar e homogeneizar as decisões de crédito. A expansão no seu uso está ligada a dois fatores contemporâneos. De um lado, o crescimento do mercado de crédito massificado fornecia crescentes bases de dados ao passo que demandava das organizações homogeneidade e rapidez na avaliação dos créditos. De outro lado, o desenvolvimento dos computadores possibilitou o tratamento estatístico adequado dessas massas de dados. Assim, a análise discriminante, que já era conhecida desde o início do século, passou a ser aplicada à política de crédito sob a denominação de *credit scoring* (Lewis, 1992 ; Cauoette et al., 1998).

Credit scoring é uma técnica estatística cuja idéia essencial é identificar certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência dos clientes, permitindo a sua classificação em grupos distintos. Diferenciam-se das formas subjetivas de análise de crédito principalmente por dois motivos: o primeiro é que a seleção dos fatores-chave e dos seus pesos é feita, prioritariamente, com base em processos estatísticos e, a segunda, é que esses fatores são combinados em uma equação que calculará não só a pontuação do cliente, mas também sua probabilidade de inadimplência. O score que resulta da equação do *credit scoring* pode ser interpretado como a probabilidade de inadimplência ao se comparar a pontuação de um crédito qualquer com determinada pontuação estabelecida como ponto de corte ou pontuação mínima aceitável. Neste sentido o score também pode ser utilizado para a classificação dos créditos entre bons e maus, desejáveis e rejeitados conforme seja superior ou inferior àquela pontuação. (Saunders, 1999).

Credit scoring é então uma técnica estatística de pontuação dos proponentes de crédito, tendo por base as informações cadastrais ou de

comportamento do cliente e visando à segregação de características que permitam distinguir os bons dos maus riscos de crédito (Blatt, 1999; Lewis, 1992). A equação discriminante é montada a partir da massa de créditos recentes disponíveis na empresa – porque se supõe que o comportamento futuro será semelhante ao comportamento passado recente – e contando com as variáveis consideradas relevantes para o processo. São relevantes aquelas variáveis que contêm informação capaz de discriminar os grupos. (Altman e Saunders, 1996; Cauoette et al., 1998).

Altman e Saunders (1996) avaliam que ao longo dos anos, os objetivos na aplicação de *credit scoring* não se alteraram, modificando-se, sobremaneira, a base matemática utilizada nesses modelos e, em alguns casos, as premissas que lhes davam suporte. Os primeiros modelos de *credit scoring* utilizavam-se de análise monovariada, por meio da qual comparavam-se os índices do proponente com os índices médios de um grupo de controle qualquer. Quando da utilização de modelos multivariados, os indicadores eram combinados em uma equação de maneira a produzir um score, que definia um risco de crédito e a posterior aprovação ou rejeição do mesmo.

Existem duas¹⁵ abordagens metodológicas principais ao desenvolvimento de modelos quantitativos: a análise discriminante e a regressão logística. Os métodos mais utilizados são aqueles assentados em análise discriminante, seguidos por modelos cuja base corresponde ao segundo tipo. (Altman e Saunders, 1996).

¹⁵ Um terceiro tipo de modelo consiste na aplicação de redes neurais ao problema da classificação do risco de crédito. Em termos básicos, as redes neurais são similares à análise discriminante não-linear, pelas quais se supõe que as variáveis são não-lineares e correlacionadas entre si. Especificamente, os modelos de redes neurais exploram o potencial “escondido” dessas correlações entre as variáveis com capacidade de predição para, então, incorporá-las como variáveis explicativas adicionais na função não-linear de predição de inadimplência. As críticas feitas a esse tipo de abordagem referem-se geralmente ao caráter exploratório deste método, à ausência de uma teoria e a alguns problemas operacionais como a falta de significado para determinadas variáveis e quantas correlações escondidas devem ser incorporadas ao modelo. (Saunders, 1999 e Altman e Saunders, 1996)

A Análise Discriminante, que será melhor explicada adiante requer a análise de um conjunto de variáveis que maximizem a variância entre os grupos e minimizem, ao mesmo tempo, a variância dentro do grupo. Semelhantemente, a análise de regressão logística utiliza a mesma base de dados para prever a inadimplência, assumindo que a probabilidade de inadimplência segue uma distribuição logística (vide Figura 1) , com resultado binomial, 0 ou 1, e não uma distribuição normal como é preconizado pela análise multivariada.

Vários estudos foram realizados sobre a aplicação do segundo método no sentido de verificar sua eficácia. Altman e Saunders (1996) resenham vários dos estudos publicados,¹⁶ destacando que os modelos – de análise discriminante e de regressão logística - produziram classificações semelhantes em termos de identificação de inadimplentes/não inadimplentes. Citam o estudo de West (1985) que utiliza análise *logit* em combinação com a análise fatorial para prever falências em bancos e o trabalho de Lawrence, Smith e Rhoades (1995) que utiliza um modelo de regressão logística para a escolha de variáveis que oferecem as melhores previsões do movimento dos créditos em direção à inadimplência.

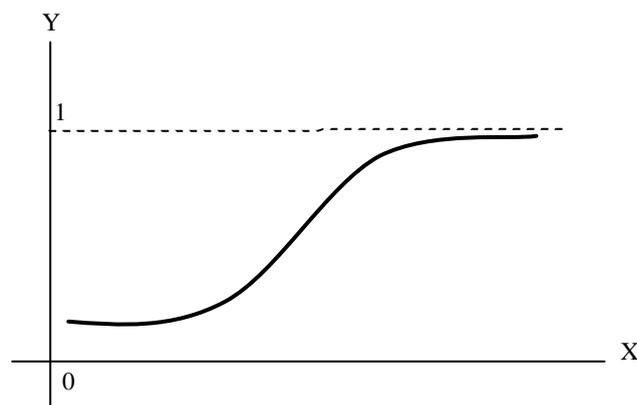


FIGURA 1 - A Distribuição Logística
Fonte: Jonhson, 1975.

¹⁶ Neste estudo, realizado sobre os artigos publicados no Journal of Banking and Finance, os autores destacam os trabalhos de Martin (1977), West (1985), Platt e Platt (1991), Izan (1984), Lawrence, Smith e Rhoades (1992) .

Enquanto que em muitos casos os modelos baseados em estatística multivariada, seja ela a análise discriminante ou a regressão logística, têm apresentado um bom desempenho ao longo do tempo e em vários países, eles têm sido submetidos a três tipos de críticas. O primeiro, é que baseando-se essencialmente em dados cadastrais, esses modelos podem falhar em captar mudanças bruscas nas condições dos créditos ou nas variáveis macroeconômicas (Saunders, 1999). O segundo, refere-se à adoção de modelos lineares para explicar fenômenos que não necessariamente se circunscrevem a esse tipo de comportamento – a relação entre as variáveis pode ser não linear. Por fim, muitas das aplicações destes modelos são de natureza exploratória e prescindem de um modelo teórico (Eisenbeis, 1977; Cauoette et al., 1998).¹⁷

A modelagem do *credit scoring* tem sido utilizada para a avaliação do risco de crédito e também para promover a classificação dos créditos de acordo com seu risco. Um outro uso que vêm sendo dado a esses modelos é servirem de base para o desenvolvimento de modelos mais complexos que buscam avaliar não só o risco de crédito, mas também a perda potencial em um ambiente de gestão de *portfolio* de crédito, conforme será demonstrado no item a seguir (Wilson, 1998).

2.3.2. Modelos de Gestão da Carteira de Crédito

A partir de 1985 com o desenvolvimento de modelos de *Value-at-Risk*¹⁸ vem sendo aperfeiçoada a gestão dos riscos em instituições financeiras. Inicialmente voltados para a prevenção do risco de mercado, têm sido desenvolvidas tentativas no sentido da aplicação dos seus conceitos à gestão dos ativos de crédito (Jorion, 1999). A

¹⁷ Todavia, uma classe de modelos com forte substrato teórico são os modelos baseados na teoria das opções. Em um nível bastante simples prescreve-se que o devedor irá optar pelo falência caso o valor dos seus ativos venha a ficar abaixo do valor da sua dívida. Veja o modelo da KMV Corporation nos Anexos B e C.

¹⁸ *Value-at-Risk* significa o cálculo de um valor máximo que poderia ser perdido sob um horizonte de tempo determinado para um ativo qualquer sujeito ao risco de mercado. Em termos simplificados o *Value-at-Risk* significa a perda máxima no valor de mercado de determinado ativo ou conjunto de ativos em função da ocorrência de mudanças bruscas nos demais preços – juros, câmbio, moedas – da economia.

motivação básica é a mensuração mais adequada do risco de crédito, a melhor alocação do capital em vista do risco das aplicações e a mensuração da perda potencial – a fim de que seja constituído o capital econômico em montante equivalente (Prado et al., 2000).

Os títulos de crédito são títulos diferenciados em relação aos demais títulos negociados no mercado. Em primeiro lugar, o mercado secundário para títulos de crédito é quase inexistente o que dificulta sua precificação. Em segundo lugar, a inadimplência apresenta uma distribuição não-normal (já que a taxa de inadimplência é menor do que à taxa de adimplência), o que dificulta sua modelagem. Por fim são poucas as bases de dados que permitam comparabilidade do desempenho desses títulos ao longo do tempo, fazendo com que sejam desenvolvidos vários modelos *in-house* com diferentes premissas e tratamentos aos dados (Saunders, 1999; Cauoette et al., 1998 e Phelan e Alexander, 2000). Mesmo assim

“pesquisas em gestão de risco estão estendendo o *Value-at-Risk* ao risco de crédito, que é muito mais difícil de se lidar do que o risco de mercado, em função de parâmetros adicionais, como probabilidade de inadimplência, taxas de recuperação e correlações de inadimplência. Mesmo assim, já houve muito progresso nessa área” (Jorion, 1999, pág. xvi).

Por trás desta separação entre abordagem tradicional e moderna¹⁹ está implicada a diferenciação no foco dado ao problema do risco de crédito. Para Paiva (2000) , esses sistemas podem ser caracterizados na priorização dada à fonte do risco de crédito. Para os modelos tradicionais, o risco de crédito está fortemente relacionado às características individuais do tomador. O risco da carteira de crédito não é diferente da soma dos riscos dos créditos individuais. A aplicação do conceito de correlação não existe. As novas abordagens ao risco de crédito estão voltadas à análise de *portfolio* e , então, a pergunta a ser feita quando da aprovação de um crédito, não é somente se

¹⁹ A abordagem tradicional lida com a aferição do risco de crédito tão somente. A abordagem moderna refere-se não só à mensuração do risco de crédito, mas também com à precificação desses títulos, à gestão do *portfolio* de créditos e ao uso de modelagens mais sofisticadas para o cálculo da probabilidade de inadimplência e o efeito da diversificação para amenizar o risco da carteira e diminuir a necessidade de patrimônio líquido.

este é bom ou ruim, mas também qual a sua contribuição para o risco da carteira? Pode-se afirmar, portanto, que os modelos vistos até aqui (tradicionais) prestam mais atenção ao risco específico ou não sistemático, enquanto que as novas abordagens focalizam, em acréscimo, o risco sistêmico que pode resultar em perda potencial.

A motivação desses modelos é a produção de ferramentas para o gerenciamento dos créditos e cálculo do risco de crédito e da perda potencial, enquanto instrumentos utilizados para dimensionar o capital econômico (Wilson, 1998 e Ong, 1999). Nesse sentido Wilson (1998) destaca que esses modelos ainda estão na sua “infância”, não foram suficientemente testados e tentam aplicar os conceitos da moderna teoria de *portfolios*²⁰ (ou seja, os conceitos de risco, retorno, correlação) à precificação de operações de crédito, à contribuição de um determinado crédito para o risco da carteira, à alocação mais eficiente do capital e ao cálculo do risco de crédito e do capital econômico em face da existência de perdas potenciais.

Basicamente, os modelos que tentam transpor os conceitos de *value-at-risk* para a gestão do risco em carteiras de crédito procuram mensurar a perda máxima (em valores monetários) em um determinado ativo ou obrigação para um período de tempo determinado e para um determinado nível de confiança. Wilson (1998) destaca os modelos *Creditmetrics™*, *CreditRisk+™*, *CreditPortfolioView™*, *Portfolio Manager™* como os principais, tanto em termos teóricos quanto em termos de sua aplicação no mercado. Para uma apreciação sucinta desses modelos veja o Anexo B.

Quando se estima o montante de capital econômico necessário para suportar o risco de crédito e a perda potencial associados às práticas bancárias, muitos modelos relacionam esta medida com a distribuição de probabilidade para perdas em

²⁰ A teoria de *portfolio* iniciou-se com Markowitz (1952), e é largamente aplicada por administradores de fundos mútuos e gestores de fundos de pensão. Também tem sido aplicada com algum sucesso a títulos da dívida de países emergentes, publicamente negociados, quando esses apresentam um comportamento mais similar a ações do que a títulos (*bonds*) e quando os retornos históricos estão disponíveis. Com respeito à maioria dos empréstimos e títulos de crédito, existem problemas em relação à distribuição dos retornos, retornos não-observáveis e correlações não-observáveis. (Saunders, 1999)

operações de crédito, que é o primeiro produto de um modelo de gestão do risco de crédito. A Figura 2 ilustra esta relação :

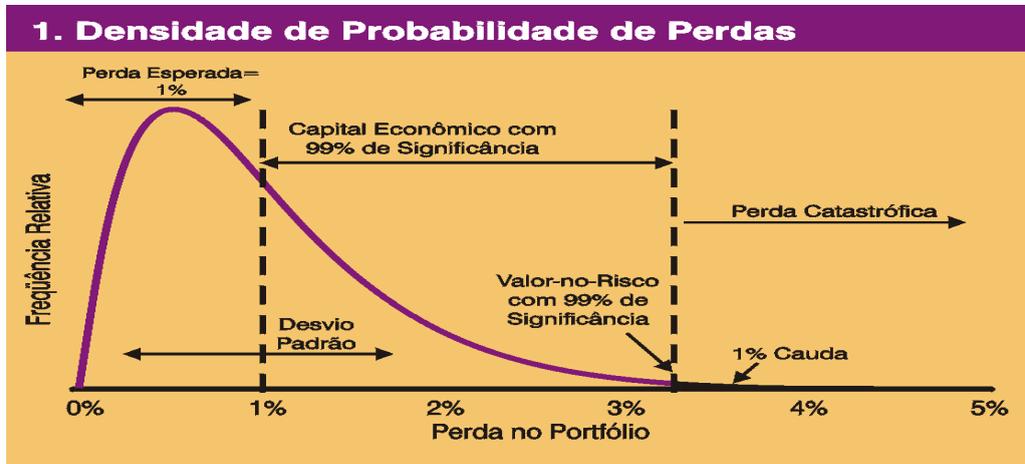


Figura 2 – Densidade de Probabilidade de Perdas
 Fonte: Phelan, K e Alexander, C. (2000)

Essa distribuição de probabilidades não segue uma distribuição normal, pois supõe-se que muitos empréstimos e financiamentos serão pagos e poucos irão inadimplir, e entre esses, poucos serão irrecuperáveis. Uma importante propriedade dessa distribuição é que a probabilidade de perda potencial de crédito excedendo um determinado montante “z” (cerca de 3% no eixo das abcissas) é igual à área à direita do segundo eixo tracejado. O risco de um *portfolio* seria maior quanto mais longa fosse a cauda desta distribuição. O risco de crédito, demonstrado como a linha vertical à esquerda (correspondendo a exatos 1% na eixo das abcissas), mostra o montante de inadimplência (perda) que o banco espera ter com o seu *portfolio* em um determinado horizonte de tempo. Assim, o risco de um *portfolio* é composto por essas duas medidas: o risco de crédito, relativo à probabilidade de inadimplência esperada²¹, e a perda potencial, sendo esta a medida do capital econômico necessário para o banco fazer frente ao risco das suas operações no dia-a-dia.

²¹ A inadimplência pode ser equivalente à taxa bruta de inadimplência – todos aqueles que atrasaram o pagamento – ou a uma taxa líquida de inadimplência – todos aqueles que inadimpliram menos os créditos recuperados – dependendo da finalidade para a qual é montado o modelo.

O conceito de perda é um conceito que corta com uma riqueza de acepções. Existem, basicamente, dois métodos fundamentais para avaliar a perda em um *portfolio* de crédito. O primeiro, o *Default Mode Paradigm*, apenas reconhece uma perda no *portfolio* de crédito se o devedor não tiver cumprido suas obrigações no período de tempo modelado. O débito de uma empresa que está quase em estado falimentar será analisado ao valor contratado se ela estiver em dia com suas obrigações, embora no mercado, se negociável, este título seria comercializado abaixo do seu valor contratado. Assim, o segundo modelo, *Mark-to-Market*, reconhece aumentos ou reduções no valor presente de um título em consequência de mudanças na qualidade do crédito do devedor durante o período de tempo modelado. Por exemplo, se a qualidade do crédito do devedor se deteriora em razão de um processo recessivo, o valor do *portfolio* pode se reduzir mesmo que não tenha ocorrido inadimplência.

O modelo *Default Mode Paradigm* para a avaliação do risco de crédito é útil quando os preços de mercado dos títulos não estão disponíveis ou o prazo de vencimento dos contratos é curto. Para um período de tempo longo, os dois modelos podem produzir resultados diferentes pois o modelo *Mark-to-Market* é mais sensível a alterações na qualidade do crédito do que o primeiro (BASLE, 1999) ²². Neste trabalho adotou-se o conceito de risco de crédito associado ao *Default Mode Paradigm* pois os títulos analisados não possuem mercado secundário.

As informações necessárias para se calcular o risco de crédito são o valor do título, a distribuição da probabilidade de inadimplência, a taxa de recuperação e a existência de correlação. A relação dessas variáveis para o caso do cálculo do risco esperado e da perda potencial para um único título de crédito ou para um *portfolio* é apresentado no Quadro 6. De todas essas variáveis, a mais difícil de se estimar é a probabilidade de inadimplência (Phelan e Alexander, 2000; Jorion, 1999).

²² Cada modelo do risco de crédito assume um paradigma para avaliação de perda em *portfolios*. O *CreditRisk+*TM utiliza um modelo *Default Mode Paradigm*, enquanto o *CreditMetrics*TM utiliza um modelo *Mark-to-Market*. *Portfolio Manager*TM também adota um modelo *Mark-to-Market* para cálculo das perdas, porém este cálculo é

O cálculo do risco de crédito difere conforme seja realizado para um crédito isolado ou para um *portfolio* (veja Quadro 6). Todavia a essência do cálculo é a mesma já que mantém os mesmos componentes na equação ou seja, o risco de crédito de um cliente individual não é, em essência, diferente do risco de crédito de um conjunto de clientes, pelo menos no que se refere ao montante de perda esperada. Quanto à perda potencial, que assume o caráter de volatilidade, o cálculo deste valor implica alguma noção acerca da distribuição da probabilidade de inadimplência. No caso de um crédito individual, esta é acessada por meio da probabilidade binomial de ocorrência do fenômeno inadimplência/ não inadimplência. Para o *portfolio*, o cálculo dessa probabilidade envolve a avaliação da análise dos desvios-padrões dos créditos e das correlações entre eles, se disponível (Phelan e Alexander, 2000).

Um único crédito	$RC = \text{Exposição} * PI * LGD$	$PP = \text{Exposição} * TR * \sqrt{PI(1-PI)}$ (supondo que TR possua valor fixo)
Para um <i>portfolio</i>	$RC\% = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^n w_i * PI_j * LGD_i$	$PP\% = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N w_i^2 s_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N w_i w_j s_i s_j r_{i,j} \right)}$

Quadro 6- *Fórmulas para o cálculo do risco de crédito e da perda potencial*

Fonte: Phelan e Alexander, 2000, pág. 10

Nota:

RC (risco de crédito) é o símbolo de perdas esperadas ;

PP (perda potencial) é o símbolo de perdas inesperadas ;

Exposição refere-se ao saldo devedor da operação ou da linha de crédito ;

PI, (expectancy default frequency) é a probabilidade de inadimplência ;

TR representa a proporção de perdas recuperadas, ou alternativamente, corresponde ao montante de operações inadimplidas menos os saldos recuperados ;

LGD (loss given default) – inadimplentes não recuperados. Corresponde à perda efetiva.

No caso do *credit scoring* a probabilidade de inadimplência é estabelecida em cada uma das faixas de crédito pela proporção de maus clientes existentes em

realizado sob uma distribuição contínua. O modelo do *CreditPortfolioView*TM permite a utilização desses dois

relação à proporção de bons clientes nessa classificação de risco. Uma vez alocado em determinada faixa, o crédito em questão apresenta uma probabilidade de inadimplir correspondente àquele segmento (Herszkowicz, 2000). Esse processo não guarda relação com os ciclos econômicos, estando circunscrito ao comportamento dos dados da população que lhe serviu de base. A probabilidade de inadimplência do *portfolio* pode, neste método, ser acessada através de algum processo de ponderação.

Já nos modelos de gerenciamento do risco na carteira de crédito, a probabilidade de inadimplência guarda relação ou com os ciclos de negócios (ciclos econômicos) ou com as matrizes de migração²³ dos créditos. Existem quatro abordagens possíveis ao problema do cálculo da probabilidade de inadimplência, segundo estes modelos (Wilson, 1998 ; Gupton et al., 1997) :

- a) O *PortfolioManager*TM utiliza o arcabouço da teoria das opções para modelar este resultado. O ponto básico é o estabelecimento de uma relação entre o valor do débito e o valor dos ativos da empresa mensurados a partir do comportamento da respectiva ação no mercado ;
- b) Outra abordagem é o recurso à econometria, onde o comportamento de cada segmento – classe – de crédito é explicada em função de oscilações nos agregados macroeconômicos. Assim, o *CreditPortfolioView*TM busca modelar diretamente o efeito das mudanças macroeconômicas sobre a qualidade dos créditos.;
- c) Uma outra variante desse último é derivar a migração dos créditos a partir de seus comportamentos históricos, considerando indiretamente os ciclos econômicos, como no *CreditRisk+*TM. Essa abordagem se aproxima em muito da abordagem das ciências atuárias, pois a base das probabilidades são as “tábuas de mortalidade dos créditos”. Quanto a consideração da taxa de recuperação dos saldos devedores há

conceitos de perda.

²³ Matrizes de migração são matrizes que representam a probabilidade dos créditos terem alterada sua classificação de risco no horizonte de tempo pesquisado. Um exemplo seria apresentar a probabilidade de um devedor da categoria BB ascender à categoria AAA no período de um ano.

dois modos de considerá-la: ou ela é tida como fixa, derivada de um valor histórico observado, ou ela é tida como aleatória, para a qual podem ser utilizadas algumas simulações para se chegar aos seus possíveis valores ;

- d) No *Creditmetrics*TM existem duas versões para o cálculo da probabilidade de inadimplência. Esse índice, na versão mais atual, é calculado a partir do comportamento do mercado acionário dos diversos países, utilizado enquanto *proxy* para aferição do relacionamento entre os segmentos econômicos. Na versão mais antiga tal indicador era calculado com base nas taxas históricas de migração dos *ratings* de crédito.

No Anexo C desta obra são apresentados, com maior propriedade, o tratamento dado ao cálculo de probabilidade de inadimplência pelos métodos de gerenciamento de *portfolio*, bem como as considerações pertinentes sobre o cálculo das correlações entre os ativos de crédito. Como a aplicação de tais métodos foge ao escopo deste trabalho, uma abordagem mais detida dos mesmos é realizada naquele local.

Interessa, no momento, citar os elementos que deverão ser considerados no cálculo do risco de crédito e da perda potencial a fim de que seja empreendida a comparação desses valores com aqueles determinados nos normativos do Banco Central do Brasil, conforme o exposto na seção 2.1. Como essas medidas são feitas para uma única data-base, o recurso ao cálculo das matrizes de migração dos créditos e sua possível causalidade, esteja ela vinculada aos efeitos da macroeconomia ou não, excederia os objetivos do presente trabalho razão pela qual, a apresentação desses modelos teve, tão somente, a intenção de expor os principais conceitos que os fundamentam e a forma como são tratados.

Portanto, nesta seção foram destacados com maior propriedade aqueles elementos que deverão ser levados em consideração quando da montagem de um modelo de risco de crédito compatível com o modelo do Banco Central do Brasil.

Deverão ser considerados, portanto, o montante do risco (o valor das operações), a probabilidade de inadimplência, a taxa de recuperação e a correlação entre os créditos. A probabilidade de inadimplência será calculada a partir do *credit scoring*. A taxa de recuperação dos créditos será referida no modelo como a taxa atual de recuperação dos créditos, portanto fixa, na falta de dados históricos sobre a mesma. Quanto à possível existência de correlação entre os créditos, a literatura pesquisada pouco menciona sobre tal relacionamento neste tipo de linha de crédito: crédito ao consumidor. Ademais, acredita-se que em uma carteira de empréstimos de pessoas físicas de uma instituição financeira, a sua própria natureza indica haver baixa correlação entre esses créditos.

2.4 - OUTROS TRABALHOS DE *CREDIT SCORING*

O *credit scoring* pode ser aplicado tanto à análise de pessoas físicas, quanto a avaliação de pessoas jurídicas. Pode ser modelado a partir da análise discriminante, como no presente trabalho, ou da regressão logística. Contudo os procedimentos visando à pontuação de crédito são os mesmos descritos no Quadro 12 deste trabalho. Os modelos criados a partir dessa técnica caracterizam-se por serem modelos *in house*. Ou seja, são desenvolvidos para cada instituição e seguem os padrões estabelecidos em suas políticas de crédito.

Foram, então, selecionadas duas aplicações da regressão logística para a avaliação de produtos de crédito destinados às pessoas físicas²⁴. Esses trabalhos são comentados a seguir, no sentido de expor as variáveis encontradas e sua contribuição para a equação discriminante. O trabalho de Herszkowicz (2000) destina-se ao segmento de cartão de crédito, no produto Mastercard afinidade MTV (*Music Television*, um canal de TV a cabo destinado ao público jovem). O trabalho de Rosa (2000) aplica-

²⁴ Após consulta às bibliotecas da UFRGS, USP e UNICAMP foram encontrados alguns trabalhos sobre *credit scoring*, mas apenas os trabalhos de Rosa (2000) e de Herszkowicz (2000) aplicavam-se à modelagem de crédito ao consumidor.

se ao segmento de financiamento de veículos. Ambos utilizaram a regressão logística como base matemática dos modelos.

O trabalho de Rosa (2000) insere-se na técnica denominada *approval credit scoring*, visto que utilizou como fontes de informação as variáveis extraídas da ficha cadastral dos clientes de uma concessionária de veículos em São Paulo. No seu trabalho ele utilizou 24.272 observações e os seguintes tipos de informação para desenvolver seu modelo: Estado Civil, Tipo de Residência, Tradição do Cliente, Grupo de Profissão, Idade do Cliente, Quantidade de Dependentes Menores de Idade e ,além disso, Telefone Comercial, Apontamentos Cadastrais e Nenhum Contrato de Crédito nos últimos 2 anos.

Suas observações sobre as variáveis utilizadas e os respectivos coeficientes é feita com base na penúltima “rodada” do modelo²⁵. Nessa parte é feita a apresentação das variáveis e das características em que foram analisadas, bem como as observações do autor sobre o poder discriminador das mesmas :

- *Estado Civil* – dentro das classes de informação em que foi dividida essa variável, a estimativa dos parâmetros indicou que a característica casado / relação estável destaca-se positivamente, enquanto clientes desquitados ou divorciados destacam-se negativamente quando comparados aos demais.
- *Quantidade de Dependentes Menores de Idade* – relata que não há grandes diferenças entre o cliente possuir 0, 1 ou 2 dependentes. Existe uma pequena distinção a partir de 3 ou mais dependentes, mas ela não é significativa.
- *Tipo de Residência* – destaca que, para essa variável, a indicação de que o cliente que habite em residência alugada apresenta risco maior que os demais.
- *Indicador de Telefone Comercial* – essa variável foi utilizada no modelo sob o seguinte enfoque: possui/não possui. Os clientes que possuem apresentam menor risco.
- *Grupo de Profissão* – os grupos de profissão que indicam maior risco são os proprietários de negócios, seguidos pelos trabalhadores no comércio, enquanto que os de menor risco concentram-se nos ramos administrativos, serviço e industrial.
- *Indicador de Apontamento Cadastral* – clientes com algum histórico de inadimplência apresentam maior risco de inadimplência futura.

²⁵ Denomina-se “rodada” cada vez que as variáveis são submetidas ao processo *stepwise* de estimação. Este processo será explicado adiante.

- *Indicador de Contratação de Crediário nos últimos 2 anos* – há um indício de que um cliente que já tenha contratado um produto de crédito nos últimos dois anos apresente maior risco do que a situação oposta. É um indício fraco, comenta.
- *Idade do Cliente* – o comportamento esperado, segundo o autor, de que quanto maior a faixa etária, menor seria o risco não se confirmou. Clientes com idade até 33 anos destacaram-se positivamente, havendo menor inadimplência nesta faixa etária.
- *Tradição como Cliente* – percebeu-se que quanto maior o tempo de relacionamento do cliente com a instituição, menor é a chance dele vir a se tornar inadimplente.

Ao se analisar, como um todo, os coeficientes das características das variáveis pesquisadas, em relação ao produto financiamento de veículos, destacaram-se como principais critérios de identificação de menor risco de crédito as seguintes características: Idade até 33 anos seguido pelo estado civil casado/estado marital. A característica “mora em residência alugada” não chega a ser desabonatória, negativa, mas soma muito poucos pontos. Interessante observar que, nessa população, a característica “mora com os pais” é quase equivalente à “casa própria”, sendo essas as características melhor pontuadas no quesito Residência.

Contribuindo negativamente (subtraindo pontos dos proponentes) para o modelo destacaram-se, principalmente, a existência de dependentes, as profissões relacionadas a rendimentos variáveis, tais como “empregados do comércio”, “proprietários” e “profissionais liberais”, e o tempo de relacionamento com a empresa, sendo significativamente maior o risco de crédito entre “clientes com até 12 meses” de relacionamento. Estranhamente, todas as categorias profissionais contam negativamente para o modelo, com pesos diferenciados, ao passo em que possuir telefone comercial (indicação de que o sujeito está empregado), soma pontos. Isso parece ser uma incoerência do modelo. Cabe mencionar, novamente, que esses são os coeficientes antes de se executar o modelo final o que pode vir a alterar o valor de tais coeficientes a partir do relacionamento com as outras variáveis.

O trabalho de Herszkowicz (2000) também insere-se na técnica denominada *approval credit scoring*, visto que utilizou como fontes de informação às variáveis extraídas das fichas cadastrais de clientes do cartão de crédito em todo o país. No seu trabalho ele utilizou 6.951 observações, do produto cartão de crédito de afinidade Mastercard MTV, e selecionou os seguintes tipos de informação para desenvolver seu modelo: Referência Bancária, Estado Civil, Sexo, Condição da Residência, Tempo de Moradia, Grupo de Profissão, Grupo de Ocupação, Tempo no Emprego Atual, Idade do Cliente e cartões de crédito que possui.

Relativamente às variáveis mencionadas, Herszkowicz (2000) informou que destacaram-se como critérios que identificam clientes com menor risco de crédito, em relação às demais variáveis do modelo, determinados grupos de profissões que poderiam ser associadas ao ramo administrativo, comercial e industrial, idade até 30 anos e menos de 08 anos no emprego atual e possuir referência bancária dos principais bancos comerciais. Negativamente, foram destacadas as características vinculadas a profissões localizadas em determinadas regiões do país, afastadas dos centros econômicos, moradia própria, ocupação vinculada ao setor público. Contrariamente ao modelo anterior, a variável estado civil teve pouco poder de discriminação no modelo. Outra diferença em relação àquele, é que neste o fato de ser casado é um fato desabonador, subtraindo pontos do cliente.

Além dessas é possível estabelecer-se algumas outras comparações entre as duas pesquisas, ainda que tenham sido desenvolvidas para populações e produtos distintos. Em primeiro lugar ambas pontuam positivamente profissionais dos ramos administrativo, comercial e industrial, bem como a idade em torno de 30 anos. Em segundo lugar, cabe fazer menção de que as características casado e casa própria, pontuados positivamente no trabalho de Rosa (2000), foram pontuados negativamente no modelo de Herszkowicz (2000). É provável que essa diferença decorra dos públicos diferentes que estão sendo pesquisados. Isso aliás, convém ressaltar, contribui para a dificuldade de comparação entre modelos de *credit scoring* em produtos voltados ao segmento de pessoas físicas. Por fim, a comparação dos aspectos negativos fica

prejudicada uma vez que são diferentes entre as pesquisas. Rosa (2000) destacou negativamente todas as categorias profissionais, a existência ou não de dependentes menores de 18 anos, o pouco tempo de relacionamento com a empresa. Relativamente aos grupos de categorias profissionais, o que varia na pontuação delas é a ponderação (peso) dado a uma ou outra característica, mas todas aparecem no modelo subtraindo pontos dos clientes. Para Herszkowicz (2000), ficou pontuado negativamente a posse de determinados cartões de crédito, profissionais liberais, o estado civil casado, condição de moradia própria e ter mais de 8 anos no emprego atual.

Assim, à guisa de conclusão deste tópico, convém ressaltar que a técnica do *credit scoring* seja baseada em análise discriminante ou não, molda-se de acordo com as políticas de crédito implementadas nas diversas empresas. É esta política que destacará em seus cadastros as variáveis relevantes a serem consideradas na hora da avaliação dos créditos. Os modelos de *credit scoring* fazem uma sistematização desta cultura. Apesar de toda diversidade dos trabalhos apresentados, convém notar que a presença das variáveis demográficas é significativa entre eles, consistindo por si só em matéria prima suficiente para os processos de modelagem de crédito.

Em resumo e à guisa de conclusão do capítulo, pode-se afirmar que o modelo do Banco Central do Brasil busca fornecer meios de prevenção ao risco de crédito. Os modelos subjetivos embora forneçam anteparos ao risco de crédito, são insuficientes quando se trata da adequada mensuração dessa categoria. Os modelos quantitativos, sejam os baseados em *credit scoring*, sejam aqueles voltados para a análise de *portfolios* produzem medidas para o dimensionamento do montante do risco, o qual deve ser realizado considerando-se a probabilidade de inadimplência, seu desvio padrão, a correlação entre os ativos de crédito e o montante em risco. No capítulo seguinte será apresentado o método segundo o qual essas questões serão trabalhadas ao longo da obra.

3. MÉTODO

De acordo com as resoluções 2.682/99 e 2.099/94, do Banco Central do Brasil, devem ser constituídos provisão e patrimônio líquido em montante compatível com o grau de risco dos ativos. Essa diretriz objetivou a solvência das instituições financeiras, imputando-lhes um custo à realização dos negócios. Observe-se que, no caso do patrimônio líquido, isto representa uma penalização. Recursos financeiros, que poderiam ser empregados de forma mais lucrativa, devem servir de garantia à volatilidade do risco de crédito da carteira. Ong (1999), Carey (2000), Jorion (1999) e Meyer (2000) questionam a adequação dos preceitos normativos para o cálculo dos montantes que devem ser reservados frente ao risco da carteira, apontando a eficácia dos modelos internos das instituições financeiras para tal fim.

No intuito de se avaliar a eficácia dos normativos quanto ao dimensionamento do risco de crédito e do patrimônio líquido necessários para um conjunto de ativos, foi realizado um estudo de caso que envolveu a comparação entre os resultados obtidos através da aplicação dos normativos referidos e os resultados gerados a partir de um modelo interno de avaliação do risco de crédito. O modelo interno de avaliação de risco vigente na empresa fornecedora dos dados está assentado sobre a experiência dos analistas de crédito, organizado de modo semelhante ao modelo subjetivo comentado na seção 2.2. Assim, uma vez contratada a operação, não havia qualquer medida objetiva que indicasse a probabilidade de inadimplência a ela vinculada. Como um dos pontos principais da resolução 2.682/99 é a constituição de *ratings*, o modelo interno vigente dificultava o processo de comparação das probabilidades de inadimplência. Optou-se, então, pelo desenvolvimento de um modelo de *credit scoring*, inexistente na instituição, a fim de que fossem geradas informações comparáveis à estrutura e resultados da aplicação da norma.

A obtenção de dados relativos a uma carteira de crédito de pessoa física levou à escolha do *credit scoring* como ferramenta básica do modelo que serviu de

contraponto à resolução 2.682/99. Através da aplicação dessa técnica estatística foi possível criar segmentos - de acordo com o grau de risco dos ativos - que permitiram a comparação com o normativo 2.682/99 do Banco Central do Brasil (veja o capítulo 4). Além disso, a aplicação do *credit scoring* resulta em medidas objetivas do risco, qualificando a comparação. Ademais, a estrutura dos dados gerados fornece a base para o cálculo da perda potencial, podendo-se comparar, então, o capital regulamentar e o capital econômico desenvolvidos num e noutro métodos.

Rosa (2000), Santos (2000), Blatt (1999) e Herszkowicz (2000) atestam o uso crescente do *credit scoring* como um modelo de avaliação do risco de crédito no mercado brasileiro. Gupton et al. (1997), Wilson (1998) e Prado et al. (2000) destacam a eficácia dessa técnica na construção de classificações de risco de crédito e sua utilidade no cálculo da volatilidade desse risco. Cauotte et al. (1998) e Saunders (1999) afirmam que esta técnica é a mais indicada quando se busca aferir o risco de crédito de produtos homogêneos com clientela massificada, citando o crédito ao consumidor entre suas aplicações principais.

Ong (1999), Carey (2000), Jorion (1999) e Meyer (2000) apontam a eficácia dos modelos de mercado em relação aos padrões adotados pelos Bancos Centrais, conforme referido anteriormente. Por tratar-se, o *credit scoring*, de uma técnica utilizada pelo mercado para a classificação do risco de crédito das operações contratadas, por produzir medidas objetivas (quantitativas) do risco, por estar fundamentado em processo estatístico, e por ser aplicável às operações de crédito ao consumidor, foi selecionado para constituir-se no modelo interno de avaliação do risco e, assim, por meio dele, medir a razoabilidade dos termos da resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil.

Como a comparação ocorre tão somente sobre uma carteira real de uma instituição financeira existente, o método empregado pode ser caracterizado como um estudo de caso, pois visa avaliar a adequação da norma em um caso específico. De acordo com Yin (1994), o método do estudo de caso se caracteriza por ser uma

pesquisa de campo para se verificar *in loco* os efeitos de algum fenômeno. No caso em questão busca-se avaliar a adequação das referidas normas ao dimensionamento do risco de crédito. Os resultados obtidos dessa pesquisa não poderão originar conclusões generalizadoras, visto que não contam com número de casos ou suporte estatístico para tal, devendo ficar circunscritas ao evento analisado (Yin, 1994).

O método do estudo de caso caracteriza-se portanto por ser uma pesquisa de campo sobre questões contemporâneas. O estudo se faz sobre um caso específico, visando à descoberta dos efeitos de determinado fenômeno em relação ao fato estudado (Yin, 1994). A avaliação da adequação das normas do Banco Central do Brasil, mencionadas neste trabalho, pode, portanto, ser avaliada segundo este método de pesquisa. O estudo de caso realizado na presente obra foi direcionado para a análise dos dados quantitativos coletados.

3.1 – O CASO EM ESTUDO

Os dados foram coletados junto a uma empresa do setor financeiro, com sede em Porto Alegre (RS) e de capital nacional. O produto pesquisado é o Crédito Direto ao Consumidor (CDC), na modalidade empréstimo pessoal. Os limites de empréstimo, definidos pela política de crédito, vão de R\$ 300 a R\$ 3.500. O saldo das operações na carteira é de R\$ 7.252.378,77. De acordo com as informações contidas na base de dados, a maior parte dos empréstimos situa-se abaixo dos R\$ 2.000,00, sendo que o valor médio das operações é de R\$ 1.417,58 e o prazo médio corresponde a 7,13 prestações.

O estudo baseia-se em informações cadastrais e dados do contrato existentes em uma população de 5.116 observações, estando todas as informações completas. Esses registros são constituídos por clientes que contrataram o produto CDC no período de se inicia em janeiro de 1998 e se encerra em outubro de 1999. O

produto CDC é um empréstimo pessoal garantido por cheques a ser pago entre 3 e 12 prestações.

Estas 5.116 operações montam a R\$ 7.252.305,51, sendo R\$ 5.464.289,30 referentes a contratos liquidados (75,35%) e R\$ 1.788.016,21 (24,65%) referentes a contratos ativos. A distribuição destes valores é apresentada abaixo.

Tipo	Bom	Indeterminado	Mau	Total
Ativo	R\$ 51.521,00	R\$ 3.361,92	R\$ 1.733.133,29	R\$ 1.788.016,21
Liquidado	R\$ 4.478.802,58	R\$ 334.936,74	R\$ 650.549,98	R\$ 5.464.362,56
Total	R\$ 4.530.323,58	R\$ 338.371,92	R\$ 2.383.683,27	R\$ 7.252.378,77

Quadro 7 – Distribuição dos Empréstimos por Tipo de Cliente.

Pelo quadro anterior é possível se perceber o nível de inadimplência da carteira, cerca de 32% do valor dos créditos, dada a proporção de maus clientes em relação ao total de saldos (= R\$ 2.383.683,27 / R\$ 7.252.378,77). O volume de saldos classificados como indeterminados corresponde a menos de 5% das operações. No Quadro 8, foram calculados os saldos por faixa de empréstimo. Observe-se que grande parte das operações, cerca de 60%, são de valores inferiores a R\$ 2.000,00.

Classes	Clientes	Clientes (Acumulado)	Saldo Total
Empréstimos até R\$ 1.000,00	2.307	2.307	R\$ 1.553.131,37
Empréstimos de R\$ 1.001 a 2.000	1.882	4.189	R\$ 2.694.923,48
Empréstimos de R\$ 2.001 a 3.000	524	4.713	R\$ 1.282.878,92
Empréstimos acima de R\$ 3.001	403	5.116	R\$ 1.721.445,00
Total	5.116	-----	R\$ 7.252.378,77

Quadro 8 – Distribuição dos Clientes de acordo com o Valor dos Empréstimos

Os 5.116 clientes dividem-se de forma bastante proporcional relativamente à variável sexo: são 2.579 (50,41%) homens e 2.537 (49,59%) mulheres. A idade média dos mutuários é de 54,6 anos. Isto indica um quadro de clientes envelhecido e pouca renovação. A renda média destes clientes é de R\$ 1.533,24, sendo que entre os inativos – 1.489 (29,10%) observações – o salário médio é de R\$ 1.800,00. A maioria dos clientes reside em Porto Alegre, 4050 (79,16%) ocorrências. A grande maioria também possui casa própria, sendo de 13 anos (veja Quadro 9) o tempo médio de

residência nestes casos. É grande o número de clientes que declara não possuir dependentes menores de 18 anos, 2.205 (43,10%) observações (veja o Quadro 10) , embora a proporção de casados, desquitados e viúvos seja significativa na população, alcançando 3.198 (62,51%) casos (veja o Quadro 11) .

Estado Civil	Num. Clientes	Proporção
Casado	2.387	46.65%
Solteiro	1.918	37.49%
Desquitado/Divorciado	501	09.79%
Viúvo	310	06.07%
Total	5.116	100.00%

Quadro 9 – Distribuição dos Clientes segundo o Estado Civil

Num. Clientes	Tipo de Residência	Tempo Médio de Residência
4.116	Própria	13 anos
394	Mora com Parentes	11 anos
606	Alugada	4 anos

Quadro 10 – Distribuição dos Clientes segundo o Tipo e Tempo de Residência

Num Clientes	Num Dependentes
2.205	0
1.297	1
1.078	2
536	3 ou mais

Quadro 11 – Distribuição dos Clientes por Número de Dependentes

Uma vez identificados os principais aspectos da população analisada, tratar-se-á, adiante, da construção do modelo de mercado. Na seção seguinte será abordada a fundamentação matemática aos processos de *credit scoring*. Basicamente ela reside em um processo de maximização. A partir da seção 3.3 serão apresentadas as etapas relativas ao seu desenvolvimento.

3.2 - FUNDAMENTAÇÃO MATEMÁTICA

Os processos de *credit scoring* podem ser utilizados tanto para descrição dos fenômenos que embasam a natureza das diferenças entre diversos grupos, como também para a classificação das observações em conjuntos distintos (Stevens, 1996). Na aplicação que é descrita a seguir, este método foi utilizado com o propósito de classificação das observações.

Em termos matemáticos, os processos de análise discriminante se caracterizam por serem processos de otimização. Busca-se encontrar uma combinação linear das variáveis independentes que maximize a distância entre duas ou mais populações, ao passo em que se confere maior homogeneidade aos elementos alocados intra-grupos, ou seja, aqueles alocados em cada um dos grupos formados.

Assim, a combinação linear das variáveis independentes em uma equação discriminante possui a seguinte forma:

$$Z_{jk} = a + b_1 X_{1k} + b_2 X_{2k} + \dots + b_n X_{nk} \text{ onde:}$$

Z_{jk} = score da equação discriminante j para a observação k .

a = intercepto .

b_i = coeficiente discriminante da variável independente i .

X_{ik} = variável independente i para a observação k .

Os coeficientes (b_i) são selecionados de tal forma que se maximize a distância entre grupos (B) relativamente à distância dos elementos contidos em cada grupo (W). Sejam as variáveis independentes $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$, logo o vetor linha dos coeficientes b_1' é tal que maximiza $b_1' B b_1 / b_1' W b_1$, onde B e W são as matrizes de variância e de covariância dos valores entre grupos (*B-between*) e dos valores intra-grupos (*W-within*). A equação discriminante selecionada será aquela que promover a maior discriminação entre os grupos (Stevens, 1996).

Para o caso de haver mais de 2 grupos, O quociente acima corresponde ao maior *eigenvalue*²⁶ (f_1) da matriz \mathbf{BW}^{-1} . A próxima melhor função discriminante corresponderá ao segundo maior *eigenvalue* da matriz \mathbf{BW}^{-1} , o chamado (f_2), e envolve os elementos \mathbf{b}_2' na seguinte proporção: $\mathbf{b}_2' \mathbf{B} \mathbf{b}_2 / \mathbf{b}_2' \mathbf{W} \mathbf{b}_2$, como coeficientes. Essa segunda função é derivada para ser não-correlacionada com a primeira função discriminante. É então o segundo melhor arranjo que discrimina entre os grupos. Se k é o número de grupos e p é o número de variáveis independentes, então o número das possíveis funções discriminantes é o mínimo de p e $(k-1)$. Portanto, se tivermos 4 grupos e 10 variáveis independentes, haveria 3 funções discriminantes. Para dois grupos, não interessa qual seja o número de variáveis, haverá somente uma única função discriminante. Finalmente, na obtenção da função discriminante os coeficientes são escalonados de modo que $\mathbf{b}_i' \mathbf{x} \mathbf{b}_i = 1$ para cada função discriminante. Isso é feito para que exista somente uma única solução para cada função (Stevens, 1996).

Como já foi mencionado anteriormente, o propósito básico da aplicação da análise discriminante foi o de classificação das observações. Isto foi obtido através da estimação do relacionamento entre uma variável dependente qualitativa e um conjunto de variáveis numéricas, na forma geral :

$$\begin{array}{ccc} Y_1 & = & X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_n \\ \text{(Classificação)} & & \text{(Numéricas)} \end{array}$$

A variável dependente resultante da combinação linear se constitui, tão somente, em um meio de classificação. Por exemplo, se um cliente obtiver um escore de 300 pontos e outro cliente 600 pontos isso não significa que o segundo seja duas vezes um melhor risco que o primeiro, em uma escala ascendente. Os dois podem até estar classificados na mesma faixa de risco de crédito. No *credit scoring*, a pontuação serve, portanto, para a classificação das observações.

²⁶ *Eigenvalue* ou autovetor são as raízes características ou os possíveis resultados de matrizes de variância e covariância singulares. Em sentido prático, o *eigenvalue* é uma medida do poder explicatório do conjunto de dados em relação ao fenômeno estudado.

Foi visto que este processo de otimização busca atingir a maior diferenciação possível entre os grupos pesquisados. As seções seguintes tratam das etapas pertinentes à construção do modelo de *credit scoring*. Estas serão apresentadas de acordo com a estrutura desenvolvida por Hair et al. (Quadro 12). Observe que a etapa 1 já foi realizada, pois a aplicação da técnica tem por objetivo a classificação das observações nos grupos. E as etapas 4, 5 e 6 serão apresentadas no próximo capítulo, visto que abordam os resultados do método e os correspondentes processos de validação do modelo desenvolvido.

ETAPA 1	Definição dos Objetivos da Pesquisa	<ul style="list-style-type: none"> - avaliar diferenças em grupos com perfis multivariados. - classificar as observações nos grupos. - identificar os fatores que discriminam entre os grupos.
ETAPA 2	Seleção dos Dados	<ul style="list-style-type: none"> - seleção das variáveis independentes. - consideração do tamanho da amostra. - criação da amostra de análise e de validação.
ETAPA 3	Hipóteses Básicas da Análise Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> - distribuição normal multivariada. - linearidade. - ausência de multicolinearidade. - matrizes de dispersão iguais.
ETAPA 4	Estimação da Equação Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> - estimação simultânea ou pelo método <i>stepwise</i>. - avaliação do peso discriminante das variáveis. - teste de significância da função discriminante.
ETAPA 5	Avaliação da Equação Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> - determinar o ponto de corte. - interpretação dos valores. - teste do poder preditivo.
ETAPA 6	Validação da Equação Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> - split sample ou cross validation. - identificar o perfil das diferenças nos grupos.

Quadro 12 - Etapas da Aplicação da Análise Discriminante
 Fonte: Hair et al. (2000)., pág.242.

3.3 - DEFINIÇÃO DOS GRUPOS E TAMANHO DA AMOSTRA

Com o objetivo de avaliar o risco de inadimplência presente na carteira, procura-se classificar os indivíduos em grupos diferenciados de acordo com o risco de crédito dos clientes. Tais grupos foram definidos previamente a partir de entrevistas com os responsáveis pelas áreas de cobrança e de controladoria da instituição que forneceu a base de dados.

A partir dessas entrevistas ficou convencionado que o bom cliente seria aquele com atraso até 30 dias, o que dentro da instituição é considerado um atraso normal e, de certo modo, “salutar”, por ser “rentável”²⁷. O mau cliente seria aquele com atraso igual ou superior a 60 dias, prazo em que se esgotam as ações amigáveis de cobrança. Entre esses dois períodos restou um segmento da população – com atraso entre 31 e 59 dias - sobre o qual não há muita certeza acerca da sua natureza. Esses clientes ficaram consignados como sendo de risco de crédito indeterminado. Ao longo do desenvolvimento, os “indeterminados” serão excluídos da amostra porque não acrescentam poder de discriminação ao modelo (Lewis,1992).

Tipo de Cliente	Tempo de Atraso em Qualquer Prestação
Cliente bom	até 30 dias
Cliente indeterminado	entre 31 e 59 dias
Cliente mau	maior ou igual que 60 dias

Quadro 13 - Critérios para Classificação dos Clientes.

Para se selecionar os bons e os maus clientes, portanto, seguem-se dois passos: primeiro, verifica-se no histórico do cliente o número de dias do seu maior atraso em todos os contratos do período analisado e, segundo, agrupam-se os clientes entre “bons”, “indeterminados” e “maus” conforme seu histórico de maior atraso tenha sido inferior a 30 dias, inferior a 60 dias ou superior a esta marca, respectivamente.

²⁷ Porque além de pagar os juros contratualmente estabelecidos, o cliente ainda pagaria juros pelo pequeno atraso, aumentando ainda mais a rentabilidade da operação.

Assim, por exemplo, se um cliente contratou 5 operações no período analisado e pagou em dia todas as prestações à exceção da última parcela do último contrato, na qual ficou inadimplente por 100 dias, este cliente será incluído no grupo dos maus clientes, pois apresentou atraso superior a 60 dias no período analisado.

Quando do início dos trabalhos o conceito de cliente indeterminado foi alterado resultando em uma população ligeiramente menor de bons clientes, passando de 3.394 para 3.115 observações - redução de cerca de 8 %. Como os clientes indeterminados são excluídos do processo de *credit scoring*, o trabalho estatístico foi realizado sobre uma população de 4.628 observações.

Essas 4.628 observações foram divididas, de forma aleatória, na proporção de 70-30²⁸. Setenta por cento das observações passaram a compor a amostra de desenvolvimento e os trinta por cento restantes foram reservados para posterior validação do modelo. Esse processo de *split sample* objetiva apartar parte da população analisada a fim de mensurar a eficácia da equação discriminante. Desse modo, aplicam-se à amostra de desenvolvimento, com 3.238 observações, os procedimentos visando à obtenção dos parâmetros da referida equação. E reserva-se essa segunda fatia populacional para o teste da equação. Os resultados em uma e outra amostras são comparados a fim de se testar a consistência e validade do modelo. (Hair et al., 2000).

Considerando-se apenas a amostra de desenvolvimento, esta conta com número suficiente de observações para se iniciar o processo discriminante. Recomenda-se que haja pelo menos 100 observações em cada grupo. No caso em tela, há 2.176 registros no grupo do bom risco de crédito e 1.062 registros no grupo oposto, o que é mais do que suficiente. Ademais, há também a recomendação de que haja pelo menos 20 observações para cada variável considerada no processo. No

²⁸ Hair et al. (2000) argumentam que a proporção entre a amostra de desenvolvimento e a amostra de teste deve ser arbitrada pelo pesquisador, sendo as mais usuais as divisões entre 50-50, 60-40, 70-30. Optou-se por essa última divisão já que assegurava uma quantidade adequada de observações para a amostra de desenvolvimento.

trabalho em questão, a partir dos 18 dados coletados, foram extraídas 58 características para serem utilizadas no desenvolvimento do modelo. Desse modo, o número mínimo de observações para assegurar-se a estabilidade do modelo durante o seu desenvolvimento seria de 1.160 (= 58 características x 20) observações. O atual volume de 3.238 observações atende essa recomendação (Hair et al., 2000).

Os tipos de informações utilizados na amostra de desenvolvimento, com 3.238 observações, todas completas, têm sua origem ou no cadastro ou nos termos do contrato firmados pelo cliente junto à instituição. No desenvolvimento do modelo foram considerados 19 tipos de informação (veja o Quadro 14), sendo que 14 delas correspondiam a reclassificações das características das variáveis originais e 5 delas podem ser denominadas variáveis sintéticas, uma vez que foram construídas a partir do relacionamento de duas ou mais variáveis.

Na modelagem do *credit scoring*, são trabalhadas as características das variáveis no intuito de se verificar seu efetivo poder discriminador. Essas características podem ser agrupadas no sentido de aproximar a proporção de bons e maus riscos de créditos dos parâmetros estabelecidos para o risco relativo. O risco relativo é um índice cujo cálculo corresponde à proporção de bons clientes existentes em determinada classe em relação à proporção de maus clientes presentes nessa característica. Grosso modo, pode-se dizer que o trabalho básico na seleção das características que irão compor a equação discriminante corresponda à análise da distribuição de frequências (Lewis, 1992).

O propósito da atribuição de riscos relativos às características das variáveis é, justamente, o de selecionar aquelas com maior poder de discriminação para serem utilizadas nas etapas subseqüentes do processo de estimação.

VARIÁVEL	Origem da Informação	Tipo de Variável
01 – ESTADO CIVIL	Ficha Cadastral	Original
02 – SEXO	Ficha Cadastral	Original
03 – TEMPO DE SERVIÇO (*)	Ficha Cadastral	Original
04 – TIPO DE RESIDÊNCIA	Ficha Cadastral	Original
05 – TEMPO DE RESIDÊNCIA	Ficha Cadastral	Original
06 – NÚMERO DE PARCELAS	Contrato	Original
07 – NÚM. DE DEPENDENTES	Ficha Cadastral	Original
08 – IDADE	Ficha Cadastral	Original
09 – EMPRÉSTIMO EXISTENTE	Ficha Cadastral	Original
10 – TELEFONE RESIDENCIAL	Ficha Cadastral	Original
11 – TELEFONE CELULAR	Ficha Cadastral	Original
12 – TELEFONE COMERCIAL	Ficha Cadastral	Original
13 – LOCAL DA RESIDÊNCIA	Ficha Cadastral	Original
14 – RENDA BRUTA	Ficha Cadastral	Sintética
15 – PERCENTUAL DA PRESTAÇÃO SOBRE RENDA LÍQUIDA	Contrato	Sintética
16 – PERCENTUAL DO EMPRÉSTIMO SOBRE RENDA LÍQUIDA	Contrato	Sintética
17 – PERCENTUAL DE EMPRÉSTIMO ANTERIOR / RENDA LÍQUIDA	Ficha Cadastral	Sintética
18 – PERCENTUAL DO COMPROMETIMENTO SOBRE RENDA LÍQUIDA	Contrato	Sintética

Quadro 14 – As Variáveis Utilizadas no Processo de Pontuação

(*) – No processo de modelagem essa variável contribuiu com 2 características, aumentando para 19 o número de características analisadas.

No Quadro 15 é apresentado o risco relativo da variável sexo. Existem 1.109 bons clientes que são do sexo feminino e como maus clientes desse mesmo sexo foram registradas 479 observações. Para o cálculo do risco relativo não são utilizados

os valores absolutos e sim suas proporções. Do total de bons clientes, 51,0% são do sexo feminino. O mesmo procedimento é feito para o grupo dos maus clientes, resultando em uma proporção de 45,1%. Esses percentuais são comparados, resultando no risco relativo de 1,13 ($= 51,0\% / 45,1\%$). Logo, a característica “feminino” indica que as mulheres são, proporcionalmente, melhores clientes do que os homens, já que seu risco relativo é de 1,13 para 0,89 dos homens, ou seja, são encontrados bons clientes em proporção maior junto à característica “feminino” da variável sexo.

YSEXO	Bom	Mau	Total	%BOM	%MAU	%TOTAL	Risco Relativo	Classe
F	1.109	479	1.588	51,0%	45,1%	49%	1,13	BOM
M	1.067	583	1.650	49,0%	54,9%	51%	0,89	MAU
Total	2.176	1.062	3.238	100%	100%	100%		

Quadro 15 - Distribuição e Risco Relativo da Variável Sexo

No caso das variáveis com mais de duas características, ou que se prestam à construção de mais de dois segmentos – faixas de renda, por exemplo – as características das variáveis podem ser agrupadas no sentido de aproximar o valor do risco relativo encontrado aos valores previamente estabelecidos para as classes do risco relativo. Os segmentos cujo risco relativo se situem nos extremos dessa classificação (acima de 2,00 ou abaixo de 0,50) apresentam maior poder de discriminação do que aqueles situados no centro. As seguintes classes são usualmente adotadas nos trabalhos de *credit scoring* (Lewis, 1992):

Risco Relativo	Classe
Abaixo de 0,50	Péssimo
Entre 0,51 e 0,70	Muito Mau
Entre 0,71 e 0,89	Mau
Entre 0,90 e 1,10	Neutro
Entre 1,11 e 1,50	Bom
Entre 1,51 e 2,00	Muito Bom
Acima de 2,00	Excelente

Quadro 16 – Classes do Risco Relativo

Com base nos riscos relativos foi montada uma apresentação das variáveis e das características utilizadas no processo de escoragem. Para melhor visualização, elas são apresentadas em dois grupos: variáveis originais e variáveis sintéticas.

Variável	Dummy ²⁹	Quantidade			Risco Relativo	Classe
		BOM	MAU	TOTAL		
Estado Civil						
solteiro	DCIVIL1	1.046	455	1.501	1,12	BOM
casado	DCIVIL2	781	447	1.228	0,85	MAU
outro	DCIVIL3	349	160	509	1,06	NEUTRO
Sexo						
feminino	DSEXO1	1.109	479	1.588	1,13	BOM
masculino	DSEXO2	1.067	583	1.650	0,89	MAU
Tempo de Serviço						
até 2 anos	DTMSERV1	145	128	273	0,55	PESSIMO
de 2 a 3 anos	DTMSERV2	245	156	401	0,77	MAU
de 4 a 15 anos	DTMSERV3	804	373	1.177	1,05	NEUTRO
de 16 a 24 anos	DTMSERV4	858	366	1.224	1,14	BOM
acima de 25 anos	DTMSERV5	124	39	163	1,55	MUITO BOM
Tipo de Residência						
não própria	DTPRES1	369	254	623	0,71	MAU
própria	DTPRES2	1.807	808	2.615	1,09	NEUTRO
Tempo de Residência						
de 0 a 3 anos	DTMRES1	498	303	801	0,80	MAU
de 4 a 18 anos	DTMRES2	1.112	515	1.627	1,05	NEUTRO
acima de 19 anos	DTMRES3	566	244	810	1,13	BOM
Número de Parcelas						
de 1 a 5 parcelas	DPARC1	651	134	785	2,37	EXCELENTE
de 6 a 7 parcelas	DPARC2	836	433	1.269	0,94	NEUTRO
8 ou mais parcelas	DPARC3	689	495	1.184	0,68	PESSIMO
Número de Depend.						
de 0 a 2	DDEPED1	1.961	939	2.900	1,02	BOM
3 ou mais	DDEPED2	215	123	338	0,85	MAU
Idade						
de 19 a 37 anos	DAGE1	624	365	989	0,83	MAU
de 38 a 50 anos	DAGE2	853	421	1.274	0,99	NEUTRO
de 51 a 62 anos	DAGE3	584	240	824	1,19	BOM
de 63 a 77 anos	DAGE4	115	36	151	1,56	MUITO BOM
Empréstimo Existente						
não tem	DPOUT1	1.705	737	2.442	1,13	BOM
tem	DPOUT2	471	325	796	0,71	MAU
Telefone Residencial						
não tem	DCFRES1	91	77	168	0,58	PESSIMO
tem	DCFRES2	2.085	985	3.070	1,03	NEUTRO
Telefone Celular						
resid. é fixo	DRESCCEL1	1.895	881	2.776	1,05	NEUTRO
resid. é celular	DRESCCEL2	281	181	462	0,76	MAU

Continua...

²⁹ Foi comentado anteriormente que a análise discriminante é uma combinação linear de variáveis numéricas cujo resultado da equação consiste em uma variável qualitativa, cuja função é a de apenas classificar as observações. Ocorre que os atributos masculino, feminino, casado, solteiro não são números. Então, como somá-los? Utilizam-se para este fim as variáveis dummy. Se na *i*-ésima observação está presente o *j*-ésimo atributo o valor da respectiva variável dummy é 1. Se o *j*-ésimo atributo estiver ausente nessa observação, o valor dessa mesma variável dummy será zero no atributo pesquisado. A cada característica pesquisada corresponderá uma variável dummy de valor 0 ou 1 (Lewis, 1992).

Variável	Dummy	Quantidade			Risco Relativo	Classe
		BOM	MAU	TOTAL		
Telefone Comercial não tem tem aposentado	DCFCOM1	38	12	50	1,55	MUITO BOM
	DCFCOM2	1.502	791	2.293	0,93	NEUTRO
	DCFCOM3	636	259	895	1,20	BOM
Cargos Selecionados grupo 11 grupo 21 grupo 31 grupo 41 grupo 51	DCARGO11	19	18	37	0,52	PESSIMO
	DCARGO21	284	171	455	0,81	MAU
	DCARGO31	1135	581	1716	0,95	NEUTRO
	DCARGO41	629	268	897	1,14	BOM
	DCARGO51	109	24	133	2,17	EXCELENTE
Local da Residência cep1 cep2 cep3 cep4 cep5	DCEP1	1415	689	2104	1,00	NEUTRO
	DCEP2	20	18	38	0,53	PESSIMO
	DCEP3	147	98	245	0,74	MUITO MAU
	DCEP4	119	67	186	0,87	MAU
	DCEP5	475	190	665	1,22	BOM

Quadro 17 - Distribuição do Risco Relativo entre as Variáveis Originais.

As variáveis sintéticas foram construídas a partir das condições dos contratos ou do relacionamento destas condições com as informações cadastrais. Em conjunto revelaram ser um bom indicador do risco relativo das operações já que entre as classes elaboradas foi possível encontrar-se as designações de péssimo e de excelente, discriminando bem os grupos, embora nem sempre contassem com número significativo de observações, ou seja, a quantidade de observações não superava 5% da população analisada (Lewis, 1992). É oportuno esclarecer o sentido de algumas dessas variáveis :

- a) Renda Bruta -- Refere-se ao total de rendimentos brutos e regulares.
- b) Renda Líquida – Refere-se ao valor dos rendimentos disponíveis para uso pelo cliente. Os rendimentos podem provir de mais de uma fonte.
- c) Empréstimo – Refere-se ao valor total da operação.
- d) Empréstimo Anterior – Refere-se ao saldo devido pelo proponente em outra instituição financeira.
- e) Comprometimento – Total de despesas regulares declaradas pelo proponente, acrescido da prestação sujeita à aprovação.

Variável	Dummy	Quantidade			Risco Relativo	Classe
		BOM	MAU	TOTAL		
Renda Bruta						
até 6 sal. Min.	DTSAL1	708	403	1111	0,86	MAU
de 7 a 11 sal. min.	DTSAL2	748	359	1107	1,02	NEUTRO
acima de 12 sal. min.	DTSAL3	720	300	1020	1,17	BOM
Prestação / Renda Líquida						
até 9%	DPRFIW21	361	77	438	2,29	EXCEL
de 9% a 15%	DPRFIW22	936	450	1386	1,02	NEUTRO
acima de 15%	DPRFIW23	879	535	1414	0,80	MAU
Empréstimo / Renda Líquida						
de 0% ate 49%	DOPER1	357	39	396	4,47	EXCEL
de 50% ate 59%	DOPER2	203	61	264	1,62	MUITO BOM
de 60% ate 89%	DOPER3	627	237	864	1,29	BOM
acima de 90%	DOPER4	989	725	1.714	0,67	PESSIMO
Empréstimo Anterior / Renda Líquida						
até 6%	DPOW1	1.752	761	2.513	1,12	BOM
acima de 6%	DPOW2	424	301	725	0,69	PESSIMO
Comprometimento / Renda Líquida.						
até 9%	DCW1	233	32	265	3,55	EXCEL
de 9% até 15%	DCW2	657	242	899	1,32	BOM
de 15% até 21%	DCW3	561	269	830	1,02	NEUTRO
acima de 21%	DCW4	725	519	1.244	0,68	PESSIMO

Quadro – 18 - Distribuição do Risco Relativo entre as Variáveis Sintéticas.

3.4 – SUPOSIÇÕES BÁSICAS

Em geral, as técnicas de estatística multivariada fazem quatro suposições acerca da distribuição dos dados: os dados apresentam distribuição normal multivariada, a relação entre eles é linear, os erros são independentes e a variância é igualmente distribuída.

Para a Análise Discriminante são requeridos apenas os dois primeiros itens³⁰, distribuição normal multivariada e linearidade. A distribuição normal multivariada pode ser assegurada de duas formas. O primeiro modo, anterior ao processo de estimação, consiste em verificar se todas as variáveis consideradas apresentam

³⁰ A normalidade é o aspecto principal e a linearidade, o aspecto secundário a ser testado. A primeira é verificada no intuito de assegurar distribuição normal multivariada dos dados e a segunda no sentido de assegurar que não existam relações não lineares entre as variáveis. Violações graves a esses requisitos poderão prejudicar a eficiência do modelo e a extrapolação dos seus resultados para a população (Hair et al., 2000).

distribuição normal (Eisenbeis,1977). Em caso afirmativo, ficará assegurada a distribuição normal multivariada das variáveis independentes³¹ e, por conseqüência, da variável dependente. Alternativamente, pode-se avaliar a existência de distribuição normal multivariada a partir da análise da variável dependente do modelo. Se esta apresentar distribuição normal, é indicativo de que, mesmo tendo ocorrido um ou outro tipo de informação que não apresentasse a distribuição esperada, isso não impactou negativamente na formação do modelo (Hair et al., 2000).

Assim, como se trabalha com uma amostra grande de elementos, fez-se a suposição inicial de que o conjunto de dados apresentasse distribuição normal multivariada. Então, após o processo de estimação, foi realizado o teste de normalidade de Kolmogorov-Smirnov sobre a variável dependente, no intuito de verificar essa convicção. O resultado do teste compara a similitude entre a distribuição da variável em questão com os parâmetros de média e desvio-padrão da distribuição normal. Quanto mais próximo de zero for o resultado, maior será a semelhança da distribuição analisada com a distribuição normal. O resultado do teste, no valor de 0,042 ao nível de significância de 95%, indica que a distribuição analisada assemelha-se a uma distribuição normal.

Variável Dependente	Valor do Teste Kolmogorov-Smirnov	Graus de Liberdade	Significância a 95%
Score2	0,042	4.628	0,000

Quadro 19 – Teste Kolmogorov-Smirnov.

Aplicou-se o teste sobre a variável dependente do modelo: Score2 (cuja distribuição é apresentada na Figura 3. A variável Score2 foi gerada a partir do pacote estatístico SPSS e representa as pontuações de crédito obtidas pelos clientes analisados. O fato de essa variável ter apresentado tal distribuição normal é indicativo de que, mesmo na hipótese de terem ocorrido violações às suposições básicas em algumas variáveis, essas imperfeições não prejudicaram o modelo. O resultado do teste corrobora a intuição inicial de que – por se trabalhar com uma amostra com um grande

³¹ Na ocorrência de algum tipo de informação não atender ao requisito da normalidade, pode-se utilizar técnicas de transformação de dados (extrair a raiz quadrada, os logaritmos dos valores, e etc.) para normalizar essa distribuição.

número de observações - a distribuição multivariada tenderia a apresentar a requerida distribuição normal. Considerou-se, portanto, atendido o requisito básico para se prosseguir no processo de modelagem.

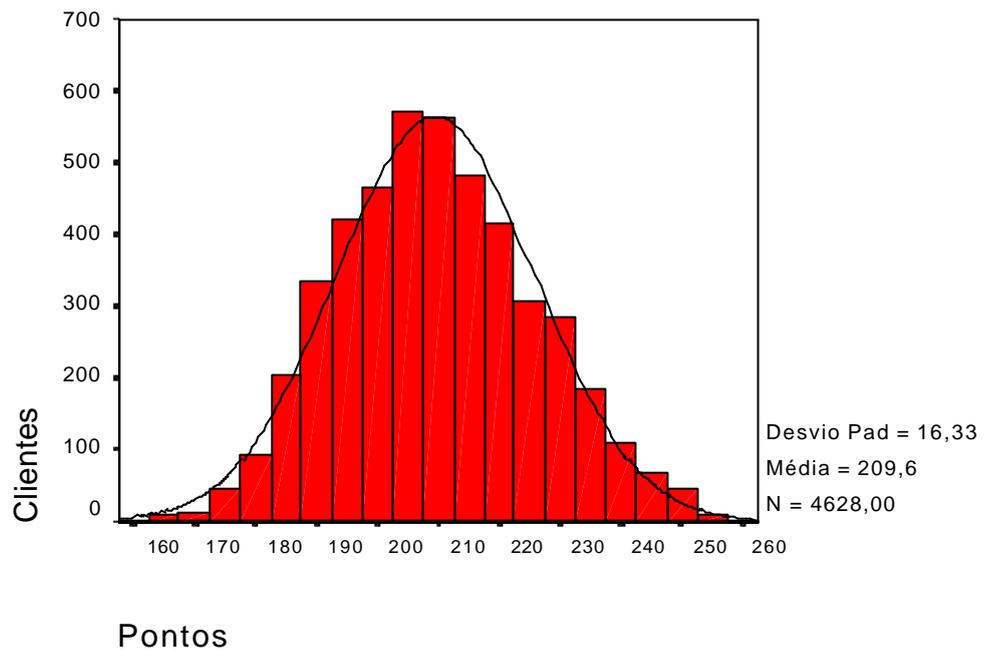


Figura 3 – Distribuição das Pontuações de Crédito.

Relativamente à linearidade, Eisenbeis (1977) e Huberty (1994) apud Stevens (1996) fazem comentários apenas sobre o seu papel quando a amostra é pequena e a normalidade multivariada não é atingida, havendo nestes casos distorções nas estimativas dos parâmetros. Hair et al. (2000) colocam como secundária a avaliação da linearidade dos dados multivariados quando a premissa de normalidade multivariada é atingida. Stevens (1996) em acréscimo afirma que para a análise discriminante a verificação da normalidade multivariada é o aspecto crítico dessa técnica. Desse modo, uma vez tendo sido verificada a ocorrência do requisito principal – normalidade multivariada – em uma amostra com um grande número de observações consideraram-se atendidas as suposições básicas do modelo. Os resultados do modelo são apresentados na seção 4.2.

4. COMPARAÇÃO DOS MODELOS

4.1 - O MODELO DO BANCO CENTRAL DO BRASIL

A Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) 2.682, de 21.12.1999 (vide Anexo A), estabelece regras para a classificação e provisão das operações de crédito. Ela determinou que as instituições financeiras, a partir de 01.03.2000 passassem a classificar suas operações de crédito, em ordem crescente de risco, nos níveis AA (menor risco), A, B, C, D, E, F, G, H (maior risco). No que tange à provisão dos créditos, este normativo altera as regras para a constituição e contabilização da respectiva provisão, que passa a ser definida conforme o *rating* do cliente. Já foi comentado anteriormente o impacto positivo que este normativo trouxe para o entendimento e gestão do risco de crédito no país.

Para fins de comparação, utilizou-se a amostra de desenvolvimento, contando com 3.238 observações, e reproduziu-se sobre esta os procedimentos indicados na referida norma. Assim, os procedimentos indicados repercutiram na classificação dos créditos exclusivamente em relação ao tempo de atraso verificado na data-base desta pesquisa. A distribuição das operações resultou no Quadro 20:

Letra	Dias de Atraso	Número de Observações	Valor dos Créditos
AA	em dia	2.015	2.583.993,02
A	até 14 dias	140	205.171,36
B	de 15 a 30 dias	21	26.919,78
C	de 31 a 60 dias	8	16.833,16
D	de 61 a 90 dias	66	125.807,50
E	de 91 a 120 dias	43	76.672,34
F	de 121 a 150 dias	34	69.976,95
G	de 151 a 180 dias	41	69.312,44
H	de 181 a 360 dias	248	397.269,32
ATIVO		2.616	3.571.955,87
PREJUÍZO	acima de 360 dias	622	929.492,27
TOTAL		3.238	4.501.448,14

Quadro 20 – Resolução 2.682/99: Classificação da Amostra por Nível de Risco.

Observa-se que cerca de 80% (80,79%) das observações estão classificadas no grupo de contas ativas, isto é, 2.616 contas estão em dia ou não

apresentam atrasos superiores a 360 dias. As 622 observações classificadas em prejuízo possuem atrasos superiores àquele prazo. Nos demonstrativos contábeis tais operações ficam registradas em contas de compensação em cumprimento ao artigo 7º. da norma. Este artigo estabelece que a operação que permanecer no nível de risco H por 06 (seis) meses deve ser transferida para conta de compensação e lá permanecer pelo prazo de 05 (cinco) anos.

Em relação ao montante envolvido, a observação sobre a separação de registros entre ativos e em prejuízo seria semelhante pois cerca de 80% (79,35%) dos saldos compõem as contas ativas e os cerca de 20%(20,65%) restantes pertencem às contas de compensação. Destaque-se que o montante de saldos em dia (57,40%) representa quase dois terços dos saldos envolvidos. O volume de créditos inadimplentes com atraso até 60 dias corresponde a R\$ 248.924,30 (5,53%) . Já o saldo de operações com atraso igual ou superior a 61 dias perfaz R\$ 1.668.530,82 (37,07%).

Os artigos 6º. ao 8º.da resolução 2.682/99 apresentam as condições e os valores para as provisões de acordo com a classificação do risco de crédito. No artigo 6º está disposto que :

“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 das instituições pela constituição de provisão em montantes suficientes para fazer face a perdas prováveis na realização dos créditos” (BANCO, 1999, pág. 3).

Ou seja, os patamares assinalados nessa norma são os pesos mínimos que devem ser atribuídos aos respectivos riscos de crédito. Esses pesos devem ser referidos (multiplicados) ao montante existente em cada faixa de risco. Embora fosse possível que uma instituição financeira adotasse ponderações mais conservadoras do que as estabelecidas no normativo, optou-se por utilizar aquelas referidas no instrumento administrativo. O artigo 8º trata das renegociações e dos ascensos na

classificação do crédito por conta de composição de dívidas, prorrogação e novação. Regra geral, o crédito deve continuar classificado no mesmo nível de risco em que estava classificado antes dessa nova situação, sendo permitido o ascenso para um menor nível de risco quando houver amortização significativa do débito. Interessa, pois, a este trabalho o disposto no artigo 8º já que é ali que está fixado o percentual de provisão por grau de risco das operações de crédito. Aplicando-se estes percentuais, obteve-se a seguinte provisão para fazer frente às perdas prováveis:

Letra	Observações	Valor dos Créditos	Provisão (%)	Provisão (R\$)
AA	2.015	2.583.993,02	0,00%	-
A	140	205.171,36	0,05%	102,59
B	21	26.919,78	1,00%	269,20
C	8	16.833,16	3,00%	504,99
D	66	125.807,50	10,00%	12.580,75
E	43	76.672,34	30,00%	23.001,70
F	34	69.976,95	50,00%	34.988,48
G	41	69.312,44	70,00%	48.518,71
H	248	397.269,32	100,00%	397.269,32
ATIVO	2.616	3.571.955,87		517.235,73
PREJUÍZO	622	929.492,27	100,00%	929.492,27
TOTAL	3.238	4.501.448,14		1.446.728,00

Quadro 21 – Resolução 2.682/99: Distribuição dos Créditos e Valor de Provisão.

Os percentuais referidos na norma aparecem na coluna “Provisão (%)” e multiplicados pelo saldo havido em cada faixa de risco resultou no valor da provisão a ser constituído de R\$ 1.446.728,00. O volume da provisão representa 32,14% dos saldos envolvidos. Obviamente que o peso maior da provisão recai sobre as operações registradas em prejuízo (20,65% do total dos créditos), pois são provisionadas na totalidade dos seus saldos.

A perda esperada ou risco de crédito esperado, conforme referido pela norma, é uma soma aritmética dos saldos inadimplidos colocando-se um peso maior sobre as inadimplências mais severas. O resultado final, que fica em cerca de 60% da inadimplência atual existente, R\$2.448.921,66³², reflete a situação presente e nada

³² Este valor refere-se a créditos com 01 dia ou mais de atraso.

refere sobre a situação futura ou a possíveis acontecimentos não previstos que venham a tomar curso afetando a carteira.

Nesse sentido, a norma estabeleceu um percentual de 11% das perdas prováveis como um valor que possa dar conta de eventos extraordinários. Esse valor constitui o capital regulamentar e tal montante deve ser reservado no patrimônio líquido para a cobertura de eventuais complicadores, não esperados, sobre o andamento dos negócios. No Banco Central do Brasil a escolha de 11% não teve seu motivo revelado, já que somente os membros do CMN podem ter acesso a essa informação. Procurou-se, então, avaliar o impacto dessa “reserva” sobre a provisão já constituída, conforme disciplina a norma 2.099/94 dessa autarquia. O impacto de R\$ 159.140,08 representa 11% do valor provisionado:

Letra	Observações	Valor dos Créditos	Provisão (%)	Provisão (R\$)	Capital Regulamentar
AA	2015	2.583.993,02	0,00%	-	-
A	140	205.171,36	0,05%	102,59	11,28
B	21	26.919,78	1,00%	269,20	29,61
C	8	16.833,16	3,00%	504,99	55,55
D	66	125.807,50	10,00%	12.580,75	1.383,88
E	43	76.672,34	30,00%	23.001,70	2.530,19
F	34	69.976,95	50,00%	34.988,48	3.848,73
G	41	69.312,44	70,00%	48.518,71	5.337,06
H	248	397.269,32	100,00%	397.269,32	43.699,63
ATIVO	2616	3.571.955,87		517.235,73	56.895,93
PREJUÍZO	622	929.492,27	100,00%	929.492,27	102.244,15
TOTAL	3238	4.501.448,14		1.446.728,00	159.140,08

Quadro 22 – Resolução 2.099/94: Cálculo do Capital Regulamentar a partir da Provisão.

Para a instituição financeira esses números implicariam o “desembolso” de R\$ 1.605.868,08 para se operar uma carteira de crédito no montante de R\$4.501.448,14, dado o grau de risco dos ativos. Cerca de 36% (35,67%) do valor transacionado deveria ser apartado, parte como despesa de provisão para fazer face ao risco de crédito esperado, R\$1.446.728,00; e parte como reserva, que deverá estar contido no patrimônio líquido, para fazer frente a contingências extraordinárias, R\$ 159.140,08. Será visto a seguir a abordagem a partir de um modelo de crédito alternativo, baseado em *credit scoring*, para o tema.

4.2– O MODELO INTERNO DE AVALIAÇÃO DO RISCO

Dentre as 58 características das variáveis independentes relacionadas nos Quadros 17 e 18 foram selecionadas, pelo método *Stepwise* de estimação, 19 características para compor o modelo. Neste procedimento, a primeira variável a entrar na equação é aquela que otimiza a separação entre os grupos. A próxima variável a entrar é aquela que acrescenta o maior poder de discriminação dentre todas as outras e assim por diante. Foi utilizado o nível de significância de 90%³³ a fim de não restringir o ingresso de variáveis e o valor mínimo da estatística F como sendo 0,10 para entrar no modelo e 0,15 para sair dele. Observe-se que a primeira variável a entrar é aquela que possui a máxima correlação com a variável dependente, o segundo indicador selecionado é o que acrescenta o segundo maior poder de previsão sobre a variável analisada (Stevens, 1996).

Ordem	Coeficientes não padronizados			Coeficientes Padronizados Beta	t	Sig.
	B	Std. Error				
0	(Constant)	,573	,036		15,702	,000
1	DOPER4	-8,917E-02	,021	-,095	-4,205	,000
2	DCW4	-7,542E-02	,021	-,078	-3,520	,000
3	DPARC1	,105	,023	,096	4,605	,000
4	DTMSERV1	-,129	,028	-,076	-4,531	,000
5	FEMININO	6,827E-02	,017	,073	4,021	,000
6	DOPER1	6,975E-02	,031	,049	2,264	,024
7	DCARGO41	,190	,040	,080	4,753	,000
8	CASADO	6,107E-02	,017	,065	3,559	,000
9	DCFRES1	-,114	,036	-,054	-3,157	,002
10	DPOUT1	8,155E-02	,023	,075	3,608	,000
11	DTPRES1	-5,276E-02	,022	-,044	-2,352	,019
12	DCEP4	5,158E-02	,020	,044	2,624	,009
13	DRESC1	5,305E-02	,023	,040	2,325	,020
14	DPARC3	-5,691E-02	,020	-,058	-2,834	,005
15	DPRFIW21	7,870E-02	,029	,057	2,717	,007
16	DDEPED2	-5,420E-02	,026	-,035	-2,059	,040
17	DCARGO31	3,557E-02	,017	,034	2,049	,041
18	DTMSERV2	-4,597E-02	,024	-,032	-1,918	,055
19	DTMRES1	-3,197E-02	,019	-,029	-1,679	,093

Quadro 23 - Coeficientes Estimados para a Equação Discriminante.

³³ Embora na área de finanças seja usual trabalhar-se com nível de significância de 95%, na metodologia do *credit scoring* costuma-se utilizar 90% de significância. Nos trabalhos de Rosa (2000) e Herszkowicz (2000) foram utilizados este mesmo nível de significância.

Durante o processo de estimação não houve alteração na ordem das variáveis que compunham o processo, isto é, o acréscimo de uma nova variável não implicou em nenhum momento a retirada da variável previamente selecionada, indicando não ter ocorrido casos de multicolinearidade. Assim, as características e os coeficientes selecionados pelo processo de estimação são apresentados no Quadro 24 sob a forma de números inteiros, já multiplicados por 100 :

Variável	Significado	Pontos
DCIVIL1	Cliente casado	6
DCARGO31	Cargos selecionados - grupo bom	4
DCARGO41	Cargos selecionados - grupo muito bom	19
DCFRES1	Não informou telefone residencial	-11
DCW4	Comprometimento total é superior a 21% da renda líquida	-8
DDEPED2	Possui mais de 3 dependentes	-5
DOPER1	Valor do empréstimo é inferior a 50% da renda líquida	7
DOPER4	Valor do empréstimo é superior a 90% da renda líquida	-9
DPARC1	Contrato com até 5 prestações	11
DPARC3	Contrato com 8 ou mais prestações	-6
DPOUT1	Não tem empréstimo em andamento em outra financeira	8
DPRFIW21	Prestação representa menos de 10% da renda líquida	8
DRESC1	Telefone residencial é um telefone fixo	5
DTMSERV1	Tempo no emprego atual : até 2 anos	-13
DTMSERV2	Tempo no emprego atual : entre 2 anos e até 3 anos	-5
DTPRES1	Imóvel não é próprio	-5
DSEXO1	Cliente é do sexo feminino	7
DCEP4	Cliente mora na região 4	5
DTMRES1	Tempo de residência no endereço atual: até 3 anos	-3

Quadro 24 – Coeficientes e Variáveis selecionados pelo *credit scoring*.

A equação da análise de regressão multivariada que define a pontuação do cliente contou, então, com as variáveis e coeficientes apresentados no Quadro 24. Para o cálculo da pontuação dos créditos, o valor do intercepto foi atribuído em 200 para que não houvesse escores negativos³⁴: Note que este procedimento, também adotado nos trabalhos de Rosa (2000) e Herszkowicz (2000), acarreta como efeito principal a transformação da escala na qual os dados são analisados. No Quadro 25, é apresentada a distribuição das observações por faixas de pontuação.

³⁴ Na estimação da equação discriminante o intercepto havia recebido o valor de 0,57.

CLASSES DE ESCORE	QUANTIDADE DE CLIENTES POR TIPO			PROPORÇÃO NA AMOSTRA			RISCO RELATIVO
	BOM	MAU	TOTAL	PP BONS	PP MAUS	PP TOTAL	
< 170	6	8	14	0,28%	0,75%	0,43%	0,37
171 – 175	4	15	19	0,18%	1,41%	0,59%	0,13
176 – 180	26	28	54	1,19%	2,64%	1,67%	0,45
181 – 185	36	74	110	1,65%	6,97%	3,40%	0,24
186 – 190	90	113	203	4,14%	10,64%	6,27%	0,39
191 – 195	143	147	290	6,57%	13,84%	8,96%	0,47
196 – 200	167	148	315	7,67%	13,94%	9,73%	0,55
201 – 205	238	149	387	10,94%	14,03%	11,95%	0,78
206 – 210	261	109	370	11,99%	10,26%	11,43%	1,17
211 – 215	258	104	362	11,86%	9,79%	11,18%	1,21
216 – 220	245	67	312	11,26%	6,31%	9,64%	1,78
221 – 225	177	42	219	8,13%	3,95%	6,76%	2,06
226 – 230	174	31	205	8,00%	2,92%	6,33%	2,74
231 – 235	157	15	172	7,22%	1,41%	5,31%	5,11
236 – 240	74	9	83	3,40%	0,85%	2,56%	4,01
241 – 245	63	3	66	2,90%	0,28%	2,04%	10,25
246 >	57	0	57	2,62%	0,00%	1,76%	
	2176	1062	3238	100,00%	100,00%	100,00%	

Quadro 25 - Distribuição e Participação das Observações nas Classes de Pontuação dos Créditos.

4.3 – AVALIAÇÃO DA EQUAÇÃO DISCRIMINANTE

As variáveis selecionadas resultaram em um nível adequado de discriminação entre os grupos. A medida do afastamento entre as duas sub-populações, de bons e de maus clientes, foi avaliada pelo teste não paramétrico Kolmogorov-Smirnov para duas amostras apresentado a seguir. Esse teste pode confirmar que duas amostras independentes foram extraídas de uma mesma população. O teste de duas amostras é sensível a qualquer tipo de diferença entre as distribuições: diferenças em posicionamento, em dispersão, em curtose, etc. Se as duas amostras foram realmente extraídas da mesma população, pode-se esperar que ambas distribuições cumulativas sejam semelhantes entre si. Um distanciamento excessivo entre as distribuições analisadas sugere que sejam provenientes de populações distintas. Desse modo, uma diferença muito grande entre as distribuições de freqüências das amostras analisadas é um motivo para se rejeitar a premissa inicial de que os dados analisados pertencem a uma mesma população (Siegel, 1975).

Para a aplicação do teste, é construída uma distribuição de frequência acumulada para cada uma das amostras usando os mesmos intervalos das distribuições. Em seguida, subtrai-se, em cada intervalo, as respectivas proporções. O teste examina o maior dos desvios observados. Seja $S_{n1}(X)$ a função de distribuição acumulada que se observou em uma das amostras, isto é, $S_{n1}(X) = \frac{k}{n1}$, onde k é o número de observações iguais ou menores que X . E seja $S_{n2}(X)$ a função acumulada da outra amostra, ou seja, $S_{n2}(X) = \frac{k}{n2}$. Desse modo, o teste de Kolmogorov-Smirnov para duas amostras examina a diferença entre elas (Siegel, 1975) :

$$D = \text{máxima } |S_{n1}(X) - S_{n2}(X)|$$

Quando as amostras analisadas contêm um número de observações superior a 40, não é necessário que os grupos analisados sejam de igual tamanho para a aplicação do teste Kolmogorov-Smirnov para duas amostras (Siegel, 1975).

Pontos	Quantidade			Observações Acumuladas				Teste KS %
	MAU	BOM	Total	Ac Mau	Ac Bom	%AcMau	%AcBom	
< 170	8	6	14	8	6	0,75%	0,28%	0,48%
171 - 175	15	4	19	23	10	2,17%	0,46%	1,71%
176 - 180	28	26	54	51	36	4,80%	1,65%	3,15%
181 - 185	74	36	110	125	72	11,77%	3,31%	8,46%
186 - 190	113	90	203	238	162	22,41%	7,44%	14,97%
191 - 195	147	143	290	385	305	36,25%	14,02%	22,24%
196 - 200	148	167	315	533	472	50,19%	21,69%	28,50%
201 - 205	149	238	387	682	710	64,22%	32,63%	31,59%
206 - 210	109	261	370	791	971	74,48%	44,62%	29,86%
211 - 215	104	258	362	895	1229	84,27%	56,48%	27,80%
216 - 220	67	245	312	962	1474	90,58%	67,74%	22,84%
221 - 225	42	177	219	1004	1651	94,54%	75,87%	18,67%
226 - 230	31	174	205	1035	1825	97,46%	83,87%	13,59%
231 - 235	15	157	172	1050	1982	98,87%	91,08%	7,79%
236 - 240	9	74	83	1059	2056	99,72%	94,49%	5,23%
241 - 245	3	63	66	1062	2119	100,00%	97,38%	2,62%
246 >		57	57	1062	2176	100,00%	100,00%	0,00%
Total	1062	2176	3238	1062	2176	100,00%	100,00%	31,59%

Quadro 26 – Distribuição da Frequência de Bons e Maus Clientes por Classe de Escore.

O resultado do teste é construído, portanto, sobre a máxima diferença entre as distribuições de freqüência acumulada. O modelo final alcançou o valor de 31,59% (ou 0,3159) para este parâmetro. Resta verificar se ele é significativo. Caso o valor encontrado seja igual ou superior ao valor crítico, calculado para determinado nível de significância, rejeita-se a premissa inicial de que os grupos formados pertençam a uma mesma população, ou seja, as distribuições dos grupos comparados caracterizam populações distintas (Siegel, 1975).

Assim, foi escolhida uma prova bicaudal com nível de significância de 99%. A fórmula do cálculo é a que segue:

$$\begin{aligned}
 & 1,63 * \sqrt{(n1 + n2) \div (n1 \times n2)} = \\
 & 1,63 * \sqrt{(2176 + 1062) \div (2176 \times 1062)} = \\
 & 1,63 * \sqrt{(3232) \div (2.310.912)} = \\
 & 1,63 * \sqrt{0,00140118} = \\
 & 1,63 * 0,03743232 = \\
 & = 0,0610 .
 \end{aligned}$$

Como a máxima diferença encontrada entre as proporções de bons e maus clientes foi de 31,59% (ou 0,3159 – veja o Quadro 23) e esta é maior do que o valor crítico (0,0610) rejeita-se a suposição de que os grupos pertençam a uma mesma população e, logo, os grupos de bons e maus clientes analisados podem ser considerados como populações distintas, sendo esta distinção estatisticamente significativa.

A equação discriminante será também avaliada sob três outros aspectos principais: a natureza dos grupos formados, um teste de validação interna envolvendo o grau de acerto e os ganhos advindos da correta classificação dos créditos e um teste de validação externa que consiste na comparação das distribuições resultantes da sua aplicação sobre as amostras de desenvolvimento e de validação.

Em termos descritivos, as variáveis independentes, para fins de análise, foram divididas em dois grupos: o primeiro grupo refere-se exclusivamente às características demográficas dos clientes e o segundo conjunto refere-se às condições do contrato. Analisando-se aritmeticamente esses dois tipos de variáveis percebe-se que 66,20% da pontuação está baseada nas variáveis do primeiro grupo e que apenas 33,80% da pontuação referem-se às condições do contrato. Relativamente às variáveis que implicam o ganho ou perda de pontos a distribuição dos sinais positivos e negativos no modelo é equilibrada, sendo que 44,80% dos pontos referem-se a características desabonadoras e o restante discrimina em favor dos bons clientes, já que lhes acrescentam pontos.

A análise dos termos da equação discriminante e da sua correlação com a variável independente permite avaliar a natureza dos grupos de clientes. São tidos como maus aqueles que possuem uma situação econômica precária: casados, sem telefone residencial, há menos de dois anos no emprego atual e há menos de três anos no endereço residencial, morando em regiões que não correspondem às regiões geralmente habitadas por integrantes das classes médias altas. Isso, analisando-se somente algumas das principais variáveis de aspecto demográfico. Quando acrescentamos à análise informações de aspecto econômico, percebe-se, por vários indicadores que a proporção do saldo devedor é elevada em relação à renda líquida do cliente, apontando para de estrutura econômica precária. Em alguns casos, o valor financiado corresponde a um décimo-terceiro salário.

Já o grupo dos bons clientes pode ser identificado como aqueles que apresentam um problema financeiro, momentâneo, passageiro, e não econômico, estrutural como no primeiro caso. Em geral são clientes que apresentam situação econômica estável dada a natureza dos seus empregos e bons indicadores quanto ao tempo de serviço no emprego atual, local de residência e estrutura familiar. A partir da análise das variáveis sintéticas pode-se notar que a pressão do empréstimo sobre sua situação financeira é proporcionalmente menor do que no primeiro grupo.

Essa diferença na natureza dos grupos reflete-se também nas diferentes pontuações médias obtidas por esses clientes. No grupo dos maus riscos de crédito, a pontuação média foi de 201 pontos enquanto que no grupo dos bons atingiu-se 210 pontos. Embora a diferença numérica não seja muito grande, ela é estatisticamente significativa e implicou o bom desempenho nos processos de validação interna e externa que serão apresentados adiante.

A distribuição não padronizada dos créditos (veja Figura 4) permite visualizar seus diferentes pontos médios e as respectivas variâncias. O fato de haver a presença de maus créditos em uma grande área não é, em si, um problema, pois a frequência deste tipo de cliente é decrescente à medida que se avança em direção às classes de pontuação maiores.

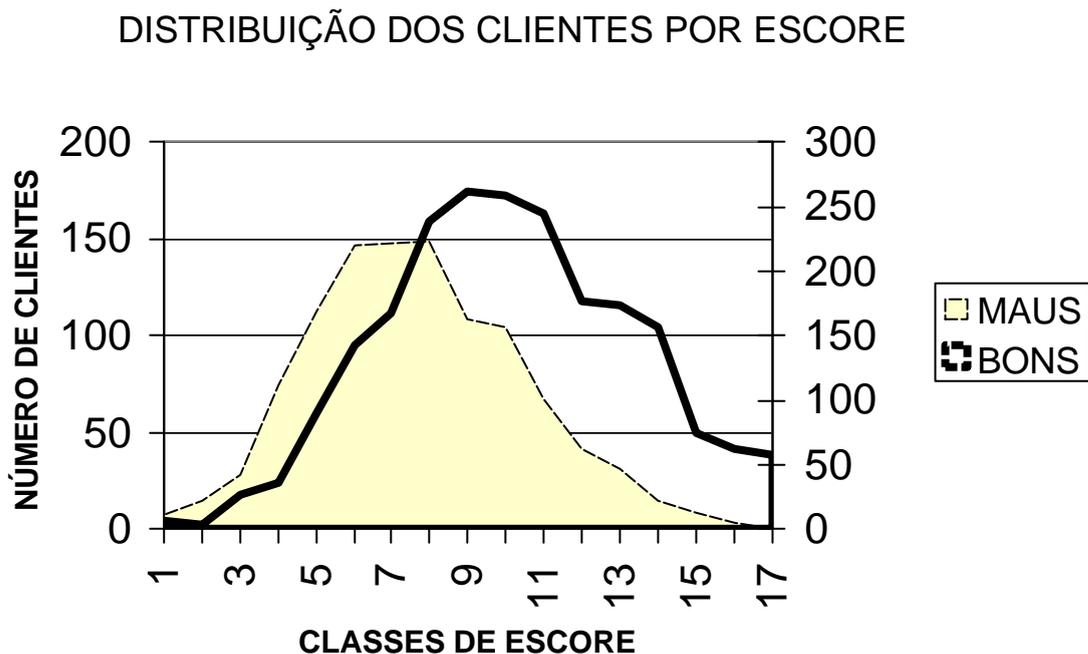


Figura 4 – Distribuição dos Clientes por Classe de Escore.

Uma vez calculada a distribuição dos créditos, resta avaliar o poder preditivo da equação encontrada. No âmbito da amostra de desenvolvimento, este teste envolveu verificar o ganho e o grau de acerto advindo da classificação dos créditos proposta,

comparando-se os grupos bons e maus clientes previamente existentes com os novos grupos estimados³⁵. Para tanto, seleciona-se o ponto de corte apropriado. A definição do ponto de corte é a escolha do escore a partir do qual os clientes são considerados um bom risco de crédito e abaixo dele são tidos como um mau risco.

Há diversos critérios para a escolha deste ponto, podendo-se utilizar a taxa de aprovação, a taxa de maus ou a margem de contribuição. Quando se opta pelo primeiro critério o enfoque consiste na manutenção das taxas de aprovação até então praticadas, minimizando as perdas de crédito. No segundo enfoque estabelece-se a taxa de inadimplência com que se deseja trabalhar e se escolhe o ponto de corte correspondente a essa taxa. O terceiro critério enfoca a rentabilidade da carteira ao invés das taxas de aprovação, otimizando a relação custo-benefício. Optou-se por utilizar essa técnica³⁶ (Herszkowicz, 2000).

Para o cálculo da rentabilidade da carteira é necessário saber, entre outras coisas: as receitas geradas por contas boas e más, as perdas e despesas desencadeadas por contas más, despesas relacionadas ao produto, inclusive o custo de capital e os *spreads* praticados. A dinâmica, a partir da obtenção desses valores, resume-se a agrupar as contas em classes de escore, separando-as em contas boas e más. Utilizando-se os itens supra-citados pode-se calcular a receita total e a perda total do produto em cada faixa de pontuação, subtraindo-se deste total as despesas inerentes ao produto. O resultado final é a rentabilidade em cada classe. O ponto de corte deve ser estabelecido na primeira classe que apresentar resultado positivo (Herszkowicz, 2000).

O Quadro 28 foi montado tendo por base a carteira de clientes utilizados na amostra de desenvolvimento. Para um valor de operações de cerca de R\$ 4,5 milhões de

³⁵ Lembre-se de que o grupo dos clientes indeterminados não foi considerado no *credit scoring* porque seus dados não apresentavam discriminação entre os grupos. Desse modo o cálculo do risco relativo dessas observações resultou sempre na classificação neutro.

³⁶ Esta apresenta maior convergência aos objetivos do trabalho. Além disso possui a utilidade de proporcionar maior agilidade na resposta a mudanças conjunturais. Se a qualidade da carteira estiver se deteriorando, por exemplo, será observado o aumento na incidência de clientes maus na carteira, o que indicaria a necessidade de se aumentar o escore mínimo de aceitação, elevando-se o novo ponto de corte (Herszkowicz, 2000).

reais foram estipulados valores hipotéticos de receita e despesa geradas pelos créditos e pelo produto (Quadro 27). Segundo este exercício, dever-se-ia estabelecer o ponto de corte em 200 pontos, pois esta é a primeira faixa em que a margem de contribuição é positiva, ensejando lucros para a empresa.

Estabelecendo-se o ponto de corte neste nível, haveria uma taxa de aprovação de cerca de 80%, ou seja, de cada 100 proponentes ao crédito, 21,31% seriam rejeitados e 79,69% seriam aprovados. E em termos financeiros haveria incremento razoável nos ganhos da ordem de 15% (R\$ 500.107,14 / 434.756,04).

Parte dos dados arbitrados:	
Taxa de Maus (%)	32,5
Receita por Cliente	728,00
Spread %	8,5
Gastos Operacionais	12,24
Perda Bruta Média	428,56

Quadro 27 - Alguns indicadores arbitrados

Classes	Pontos	Quantidade de Clientes	Margem de Contribuição
1	< 170	14	(6.807,13)
2	171 – 175	19	(4.756,97)
3	176 – 180	54	(4.010,79)
4	181 – 185	110	(28.061,90)
5	186 – 190	203	(13.417,34)
6	191 – 195	290	(7.211,73)
7	196 – 200	315	(1.085,22)
8	201 – 205	387	74.847,50
9	206 – 210	370	94.189,29
10	211 – 215	362	92.558,07
11	216 – 220	312	74.334,06
12	221 – 225	219	52.582,14
13	226 – 230	205	44.623,50
14	231 – 235	172	33.037,44
15	236 – 240	83	14.014,90
16	241 – 245	66	10.551,12
17	246 >	57	9.369,12
TOTAL		3.238	434.756,04

Quadro 28 – Estabelecimento do Ponto de Corte de acordo com a Margem de Contribuição.

Estabelecido o ponto de corte e apresentada a relação custo-benefício gerada, realizou-se um novo teste para se avaliar o grau de acerto da equação

discriminante. Isto foi realizado por meio da construção de uma matriz de classificação dos créditos. Verificase neste exame, principalmente, o percentual de acerto na classificação dos créditos. Ele corresponde ao montante de créditos corretamente classificados – a soma dos termos da diagonal principal do Quadro 29 - em relação ao total de observações.

Na faixa de escore número 8, que corresponde ao ponto de corte de 200 pontos, previamente estabelecido, a taxa de classificação correta foi de 69,09% das observações³⁷. Note que este montante é superior ao percentual obtido pela instituição que é de 67,50%. A taxa de acertos obtida foi considerada satisfatória já que em trabalhos da espécie, os resultados foram similares. Herszkowicz (2000) encontrou a taxa de 72,88% e Rosa (2000) obteve um percentual de acertos da ordem de 69,84%.

Classificação Prevista	Classificação Prévia		Total
	Bom	Mau	
Bom	533	472	1.005
Bom (%)	50,2%	21,7%	31,0%
Mau	529	1.704	2.233
Mau(%)	49,8%	78,3%	69,0%
Total	1.062	2.176	3.238
Total (%)	100%	100%	100%

Quadro 29 – Matriz de Classificação da Amostra de Desenvolvimento

A última etapa de avaliação dos resultados da análise discriminante consiste na validação externa da equação do modelo, o que se faz com o uso de uma amostra de validação. Os testes empreendidos, apresentados no Quadro 30, revelaram a classificação semelhante das observações nas diversas faixas de pontuação e com um índice de separação entre os grupos bastante pequeno, da ordem de 0,0161, medido pelo teste Kolmogorov-Smirnov para duas amostras.

³⁷ Este percentual de acertos na classificação é intermediário, uma vez que pode ser realizada a repescagem entre os proponentes de crédito inicialmente rejeitados. Avançar nessa matéria foge ao escopo do trabalho. Mas indica que a taxa de acertos pode ser aumentada.

Faixa de Pontos	Amostra de Desenvolvimento				Amostra de Validação				Teste K-S
	Total	Total%	Acumulado	Acum. %	Total	Total%	Acumulado	Acum. %	
< 170	14	0,43%	14	0,43%	3	0,22%	3	0,22%	0,22%
171 – 175	19	0,59%	33	1,02%	10	0,72%	13	0,94%	0,08%
176 – 180	54	1,67%	87	2,69%	24	1,73%	37	2,66%	0,02%
181 – 185	110	3,40%	197	6,08%	53	3,81%	90	6,47%	0,39%
186 – 190	203	6,27%	400	12,35%	79	5,68%	169	12,16%	0,20%
191 – 195	290	8,96%	690	21,31%	116	8,35%	285	20,50%	0,81%
196 – 200	315	9,73%	1005	31,04%	124	8,92%	409	29,42%	1,61%
201 – 205	387	11,95%	1392	42,99%	191	13,74%	600	43,17%	0,18%
206 – 210	370	11,43%	1762	54,42%	173	12,45%	773	55,61%	1,20%
211 – 215	362	11,18%	2124	65,60%	133	9,57%	906	65,18%	0,42%
216 – 220	312	9,64%	2436	75,23%	135	9,71%	1041	74,89%	0,34%
221 – 225	219	6,76%	2655	82,00%	116	8,35%	1157	83,24%	1,24%
226 – 230	205	6,33%	2860	88,33%	79	5,68%	1236	88,92%	0,59%
231 – 235	172	5,31%	3032	93,64%	70	5,04%	1306	93,96%	0,32%
236 – 240	83	2,56%	3115	96,20%	34	2,45%	1340	96,40%	0,20%
241 – 245	66	2,04%	3181	98,24%	34	2,45%	1374	98,85%	0,61%
246 >	57	1,76%	3238	100,00%	16	1,15%	1390	100,00%	0,00%
Total	3238	100,00%	3238	100,00%	1390	100,00%	1390	100,00%	1,61%

Quadro 30- Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação.

Os gráficos abaixo foram extraídos da base de dados e refletem o relacionamento entre as distribuições de desenvolvimento e de validação. Observe que a distribuição dessas amostras é bastante semelhante, revelando o bom poder preditivo da equação formulada para a análise do risco de inadimplência na população:

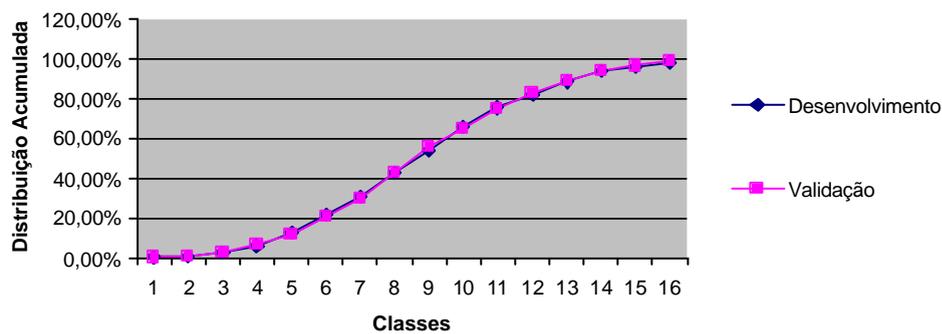


Figura 5 – Distribuição Acumulada das Amostras de Desenvolvimento e de Validação.

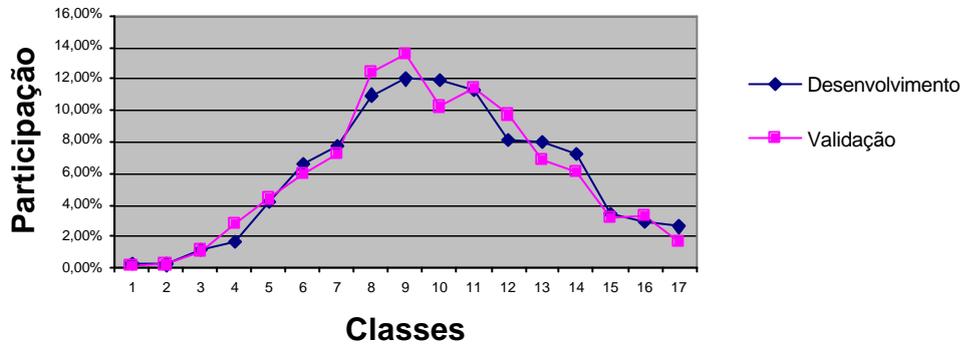


Figura 6 – Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação:
Distribuição de Frequência dos Bons Clientes.

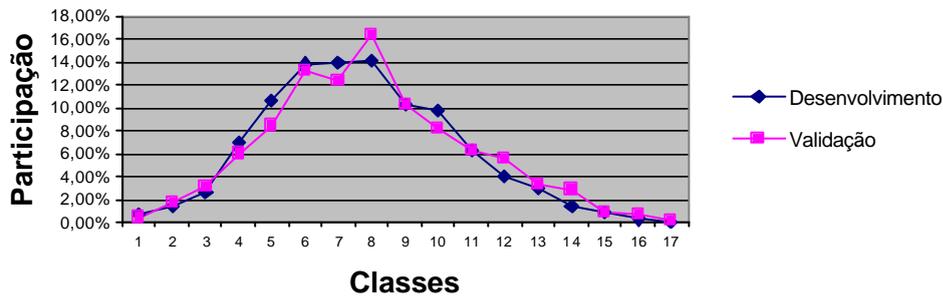


Figura 7 – Comparação entre as Amostras de Desenvolvimento e de Validação:
Distribuição de Frequência dos Maus Clientes.

O modelo do *credit scoring* revelou-se uma ferramenta consistente para a avaliação da probabilidade de inadimplência da carteira. Por sua significância estatística e por ter apresentado resultados satisfatórios nos processos de validação interna e externa, este modelo será utilizado nas seções seguintes como o modelo interno de avaliação do risco de crédito da instituição financeira para medir a razoabilidade dos termos da resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil.

4.4. AVALIAÇÃO DO RISCO DE CRÉDITO

A mensuração da perda esperada pelo método do *credit scoring* foi aplicada sobre a mesma base anterior. São 3.238 observações que totalizam R\$ 4,5 milhões em operações de crédito. Considerou-se neste caso todas essas observações, sem excluir aquela parcela que ficaria abaixo da pontuação mínima estabelecida (ponto de corte) para fins de comparação. A cada uma das faixas apurou-se uma taxa de sinistro, probabilidade de perda, que é o resultado da proporção dos saldos dos clientes considerados maus (atraso superior a 60 dias em qualquer das parcelas contratadas) em cada uma delas. Primeiramente serão reapresentados os números gerais da amostra de desenvolvimento. Essa amostra foi subdividida em 17 faixas de escore, que são escalas da pontuação obtida por cada crédito. Os saldos das operações relativos aos clientes bons e maus são apresentados nos campos “total de bons” e “total de maus”, respectivamente.

Escore		Quantidade de Clientes			Valor da Operação		
Classes de Escore	Pontos Obtidos	Total por Classe	Bom	Mau	Total da Operação	Total de Bons	Total de Maus
1	<170	14	6	8	32.363,55	8.909,65	23.453,90
2	171-175	19	4	15	24.877,72	4.951,92	19.925,80
3	176-180	54	26	28	96.031,35	42.533,53	53.497,82
4	181-185	110	36	74	167.242,85	47.768,08	119.474,77
5	186-190	203	90	113	347.825,84	153.036,37	194.789,47
6	191-195	290	143	147	461.040,89	221.635,51	239.405,38
7	196-200	315	167	148	516.512,30	256.153,07	260.359,23
8	201-205	387	238	149	640.294,14	384.486,89	255.807,25
9	206-210	370	261	109	561.603,31	401.321,88	160.281,43
10	211-215	362	258	104	519.968,15	352.255,14	167.713,01
11	216-220	312	245	67	394.186,70	296.611,70	97.575,00
12	221-225	219	177	42	238.675,12	197.278,59	41.396,53
13	226-230	205	174	31	200.671,57	171.026,41	29.645,16
14	231-235	172	157	15	150.879,97	136.110,65	14.769,32
15	236-240	83	74	9	61.122,11	55.921,55	5.200,56
16	241-245	66	63	3	48.141,37	46.072,02	2.069,35
17	<246	57	57		40.011,20	40.011,20	-
		3238	2176	1062	4.501.448,14	2.816.084,16	1.685.363,98

Quadro 31 – *Credit scoring* : Dados Básicos Consolidados por Classe de Escore.

Abaixo, no Quadro 32, será calculada a taxa de inadimplência por faixa. Pode-se dizer que esta é a taxa de inadimplência bruta pois retrata tão somente a participação das operações más em cada classe. Tomando-se essa medida como o risco esperado a provisão seria de R\$ 1.685.363,98, maior em R\$ 238.635,98 do que aquela determinada pelo Banco Central do Brasil, R\$ 1.446.728,00. A probabilidade de perda foi calculada em relação ao valor das operações realizadas e não em relação à quantidade de clientes. A probabilidade de inadimplência média corresponde a cerca de 36% da carteira. Ela corresponde a proporção do saldos vencidos há mais de 60 dias em relação ao total da carteira.

Classes de Escore	Quantidade Clientes	Valor Acumulado	Probabilidade Bruta de Perda	Risco de Crédito Bruto
1	14	32.363,55	72,47%	23.453,90
2	19	24.877,72	80,09%	19.925,80
3	54	96.031,35	55,71%	53.497,82
4	110	167.242,85	71,44%	119.474,77
5	203	347.825,84	56,00%	194.789,47
6	290	461.040,89	51,93%	239.405,38
7	315	516.512,30	50,41%	260.359,23
8	387	640.294,14	39,95%	255.807,25
9	370	561.603,31	28,54%	160.281,43
10	362	519.968,15	32,25%	167.713,01
11	312	394.186,70	24,75%	97.575,00
12	219	238.675,12	17,34%	41.396,53
13	205	200.671,57	14,77%	29.645,16
14	172	150.879,97	9,79%	14.769,32
15	83	61.122,11	8,51%	5.200,56
16	66	48.141,37	4,30%	2.069,35
17	57	40.011,20	0,00%	-
	3238	4.501.448,14	36,37%	1.685.363,98

Quadro 32 – *Credit scoring* : Risco de Crédito Bruto por Classe de Escore.

Fez-se referência à taxa bruta porque não foram consideradas as recuperações de crédito. Ao se subtrair essa ocorrência da probabilidade de perda anterior, obtém-se a probabilidade de perda líquida. Essas operações haviam sido desconsideradas porque, conforme expresso no artigo 8º da resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil, as renegociações permanecem classificadas na sua faixa de risco anterior até que haja amortização significativa do saldo devedor. Contudo,

considerando que em toda instituição financeira existe um percentual de créditos recuperados, optou-se por considerar este fato como uma redução da exposição ao risco. A recuperação a que se faz referência é a dos saldos inadimplentes há mais de 60 dias. Considerou-se como valor recuperado tão somente o valor da operação contratada, exclusive multas, juros e abonos decorrentes da renegociação. Assim, para todo o cliente que tornou-se inadimplente por mais de 60 dias e que liquidou seu contrato, este cliente teve o valor da operação consignado como “valor recuperado”. A taxa média de saldos recuperados na carteira foi de 25% (25,71%). Ela corresponde à proporção dos saldos recuperados em relação aos saldos vencidos há mais de 60 dias.

Classes de Escore	Quantidade de Clientes	Valor da Operação
1	1	2.285,70
2	2	3.572,94
3	10	15.379,29
4	14	23.980,75
5	24	37.457,24
6	34	74.764,08
7	33	52.591,88
8	37	65.515,72
9	34	61.821,11
10	24	48.895,59
11	24	40.107,64
12	13	13.372,40
13	15	16.328,84
14	5	3.901,13
15	2	1.244,73
16	1	1.174,32
17	0	0,00
	273	462.393,36

Quadro 33 – *Credit scoring*: Quantidade e Valor das Operações Recuperadas

A consideração da probabilidade de perda líquida como um componente da definição do risco de crédito encontra amparo na literatura. Segundo, Ong (1999) e Phelan e Alexander (2000) se há um montante para o qual se estima recuperar seu saldo, não há porque constituir provisão para o mesmo. Assim, no seu entender, o conceito de *loss given default* - montante de perdas efetivas, não recuperadas, após haver ocorrido a inadimplência – deve ser considerado na avaliação do risco de crédito esperado.

Dessa feita, considerando-se a probabilidade de perda líquida em cada faixa, o risco de crédito esperado reduz-se significativamente, atingindo o patamar de R\$ 1.222.970,62 diante de operações inadimplentes da ordem de R\$ 2.448.921,66. Logo, o risco de crédito esperado para a carteira é R\$ 223.757,38 menor do que aquele estimado como “mínimo” pelo Banco Central do Brasil. O novo valor a ser provisionado corresponderia, então, a 27,17% da carteira.

Classes Score	Quantidade Clientes	Valor da Operação	Probabilidade de Perda Líquida	Risco de Crédito Esperado	Saldo Médio da Perda
1	14	32.363,55	65,41%	21.168,20	1.512,07
2	19	24.877,72	65,73%	16.352,86	860,64
3	54	96.031,35	39,69%	38.118,53	705,83
4	110	167.242,85	57,10%	95.494,02	868,14
5	203	347.825,84	45,23%	157.332,23	774,98
6	290	461.040,89	35,71%	164.641,30	567,72
7	315	516.512,30	40,23%	207.767,35	659,66
8	387	640.294,14	29,72%	190.291,53	491,72
9	370	561.603,31	17,88%	98.460,32	266,08
10	362	519.968,15	22,85%	118.817,42	328,21
11	312	394.186,70	14,58%	57.467,36	184,21
12	219	238.675,12	11,74%	28.024,13	127,95
13	205	200.671,57	6,64%	13.316,32	65,00
14	172	150.879,97	7,20%	10.868,19	63,16
15	83	61.122,11	6,47%	3.955,83	47,65
16	66	48.141,37	1,86%	895,03	13,57
17	57	40.011,20	0,00%	-	0,00
	3238	4.501.448,14		1.222.970,62	

Quadro 34 – *Credit scoring* : Risco de Crédito Esperado por Classe

O fato da provisão calculada pelo modelo do *credit scoring* ser menor do que o volume exigido pelo Banco Central do Brasil pode ter duas motivações básicas: a primeira refere-se ao maior número de segmentos em que foi dividido o risco, tornando mais precisa sua mensuração, e a segunda motivação pode estar relacionada com a consideração das recuperações de crédito. Acredita-se que a segunda motivação seja a mais forte e, portanto, capaz de explicar o fenômeno pois o montante de redução entre a probabilidade bruta e líquida corresponde ao saldo das operações recuperadas. Logo, em razão do Banco Central do Brasil desconsiderá-las, mesmo sob a forma de taxa histórica de recuperação, está imputando a essa instituição um valor de provisão (relativamente ao seu risco de crédito) maior do que o volume que seria necessário.

No intuito de se avaliar a viabilidade daquela primeira motivação, realizou-se a condensação das 17 categorias de score em apenas 3. No Quadro 35 são apresentados as faixas de score agrupadas, o valor total e o valor médio das operações em cada novo segmento e a volatilidade da probabilidade de inadimplência líquida.

Classe de Score	Número de Clientes		Valor das Operações	Valores da Carteira	
	Total	Recuperado		Valor Médio da Operação	Desvio Padrão da Prob. Perda ³⁸
faixa 1 - 8	1392	155	2.286.188,64	1.642,38	8,66%
faixa 9 -11	1044	82	1.475.758,16	1.413,56	3,39%
faixa 12-17	802	36	739.501,34	922,07	2,89%
Total	3.238	273	4.501.448,14	1.390,19	

Quadro 35 – *Credit scoring* : Agrupamento das Faixas de Score.

No Quadro 36 é repetido o cálculo da probabilidade da perda esperada para as novas classes de score agrupadas. Conforme está calculado, o grau de inadimplência não se altera reduzindo-se, contudo as volatilidades em razão dos agrupamentos. A criação de grupos mais homogêneos pode ter a vantagem de proporcionar melhores condições gerenciais de administração da carteira, implementando cobrança diferenciada de juros sobre as operações, campanhas específicas para determinado público ou políticas segmentadas de cobrança.

Classe de Score	Número de Clientes		Valor das Operações	Valor com atraso		Risco de Crédito Esperado	
	Total	Recuperado		Inadimplido ^a	Recuperado ^b	Valor	%
faixa 1 - 8	1392	155	2.286.188,64	1.520.801,67	275.547,60	891.166,02	38,98%
faixa 9 -11	1044	82	1.475.758,16	705.496,45	150.824,34	274.745,10	18,62%
faixa 12-17	802	36	739.501,34	222.623,54	36.021,36	57.059,50	7,72%
Total	3.238	273	4.501.448,14	2.448.921,66	462.393,30	1.222.970,62	27,17%

Quadro 36 – *Credit scoring* : Cálculo do Risco de Crédito Esperado para Escores Agrupados.

Nota: a – valores relativos a operações com atrasos de 1 dia ou mais;

b – saldo das operações que possuíram atraso superior a 60 dias e foram recuperadas.

Pelo exposto, a técnica do *credit scoring* produziu resultados menos conservadores que os do Banco Central do Brasil. A inclusão das recuperações dos

créditos tornou mais fidedigna a avaliação do risco esperado na carteira. Assim, o cálculo do risco de crédito esperado pelo Banco Central do Brasil, por ser mais conservador, penaliza a instituição financeira ao imputar-lhe a constituição de provisão em valor acima do que seria necessário. A consequência deste ato é penalizar o acionista dessas instituições já que em seus balanços o lucro registrado passa a ser menor do que o valor que seria justo.

4.5 - AVALIAÇÃO DA PERDA POTENCIAL

A consideração da perda potencial ao qual deve corresponder um montante de capital econômico implica a noção de volatilidade. Este valor origina-se do possível impacto que alterações no mercado, nos ciclos econômicos ou, ainda, fatores aleatórios não previstos poderão trazer para o aumento do risco dos ativos, fazendo com que a perda exceda os valores previamente estimados. Assim, para proteger a si mesmo da insolvência, a instituição financeira deve reservar uma parte do seu capital como meio de se prevenir desses eventos incertos.

De acordo com Ong (1999), pode-se afirmar que a perda potencial (PP) corresponda à variância dos valores em torno do risco de crédito (RC) estimado para a carteira. No caso sob análise, portanto, pode-se afirmar que a perda potencial será um valor em torno de R\$ 1.222.970,62 que constitui o risco de crédito estimado pelo modelo do *credit scoring* para esta carteira.

Esta relação pode ser expressa matematicamente da seguinte forma:

$$PP = RC \times \sqrt{\text{volatilidade}}$$

³⁸ O desvio padrão foi calculado em relação ao saldo médio das operações adimplentes e inadimplentes havidas nas classes de score agrupadas. Aplicou-se a função DESVPAD do EXCELL® 7.0. sobre o saldo das operações de cada uma dessas classes.

Em um *portfolio* de créditos o cálculo da volatilidade é realizado da seguinte forma, conforme apresentado no Quadro 06 e reproduzido abaixo (Phelan e Alexander, 2000) :

$$PP\% = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N w_i^2 s_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N w_i w_j s_i s_j r_{i,j} \right)}$$

Onde N corresponde ao número de títulos de crédito (número de observações), w_i e w_j representam o peso dos diversos tipos de crédito em vista do portfolio, s é o desvio-padrão da probabilidade de inadimplência de cada ativo i e j ou classe de ativo e $r_{i,j}$ representa a correlação entre os ativos. A equação apresenta no interior da raiz duas parcelas, sendo a primeira relativa ao efeito da inadimplência da carteira sobre a volatilidade e a segunda também sobre o mesmo tema, porém incorporando o tratamento ao risco diversificável ao se considerar a correlação entre os ativos. Note que o resultado da operação consiste em um percentual a ser utilizado na multiplicação do Risco de Crédito (RC), já que a volatilidade se refere a este parâmetro (Phelan e Alexander, 2000 ; Ong, 1999).

À exceção do valor de r , os demais são conhecidos. Os métodos apresentados no Anexo C deste trabalho oferecem tratamentos para se obterem essas estimativas³⁹. A correlação entre dois ativos de créditos está relacionada à probabilidade de que ambos venham a inadimplir dentro de um determinado horizonte de tempo. Enquanto a correlação entre títulos tende a ser alta (chegando em alguns casos a 40%), o que aumenta o risco, a correlação de inadimplência para a maioria dos empréstimos bancários tende a ser muito baixa, oscilando entre 0,5% e 4% (Phelan e Alexander, 2000). Assim, para a consideração deste fator no cálculo da perda potencial, arbitrou-se o valor da correlação de inadimplência entre os ativos da carteira em 2% . A

³⁹ Foge ao escopo do presente trabalho calcular este valor.

expectativa é de que com a inclusão de termo de correlação, a perda potencial passe a refletir tão somente o risco não diversificável (Ong, 1999).

No Quadro 35 são apresentados dados consolidados por faixas de escore. Essas informações serão úteis para o cálculo da perda potencial e serão utilizadas, em lugar das informações contidas em quadros mais analíticos, para simplificar a apresentação do cálculo da perda potencial. Foi visto que para o cálculo desse parâmetro é necessário antes se calcular a volatilidade do risco de crédito:

$$PP\% = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N w_i^2 s_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N w_i w_j s_i s_j r_{i,j} \right)}$$

A partir dos dados do Quadro 35 iniciou-se o cálculo da primeira parcela da equação. Foram extraídas da coluna “Valor das Operações” as participações de cada grupo de classes de escore no valor total do *portfolio*. Essas participações foram multiplicadas pelos dados da coluna “Desvio Padrão da Prob. Perda” que retrata o desvio padrão do risco de crédito em cada um desses agrupamentos de classes.

$$PP\% = \sqrt{(0,5078^2 \times 0,0866^2 + 0,3278^2 \times 0,0339^2 + 0,1642^2 \times 0,0289^2)} \quad (1)$$

$$PP\% = \sqrt{((0,043975)^2 + (0,011112)^2 + (0,004745)^2)} \quad (2)$$

$$PP\% = \sqrt{(0,001933 + 0,000123 + 0,000023)} \quad (3)$$

$$PP\% = \sqrt{(0,002079)} \quad (4)$$

Os resultados parciais apresentados nas equações (2) e (4) podem ser incorporados ao cálculo da segunda parcela da raiz, inserindo-se nesta a correlação de inadimplência (2%) arbitrada para os ativos da carteira.

$$PP\% = \sqrt{(0,002079 + 2 \times 0,02 \times 0,043975 \times 0,011112 \times 0,004745)} \quad (5)$$

$$PP\% = \sqrt{(0,002079 + 0,000001)} \quad (6)$$

$$PP\% = \sqrt{(0,002080)} \quad (7)$$

$$PP\% = 0,045607 \quad (8)$$

Ou seja, o valor da perda potencial corresponde a 4,56% do montante de risco de crédito.

$$PP = R\$1.222.970,62 \times 0,045607$$

$$PP = R\$55.776,02$$

O valor encontrado pelo modelo de mercado representa quase um terço do valor aferido pela resolução 2.099/94 do Banco Central do Brasil para a mesma carteira de créditos. A diferença pode residir na consideração dos efeitos da diversificação dos créditos. Todavia, como os critérios do Banco Central do Brasil para o tema não estão disponíveis, só é possível proceder-se à comparação dos saldos encontrados.

O resultado de R\$ 55.776,02 indica que a volatilidade na carteira analisada é de cerca de 4,56% em relação ao risco de crédito estimado (27,17%). Desse modo, de acordo com os números calculados a partir do modelo de *credit scoring*, o valor do patrimônio líquido mínimo para esta instituição deveria ser igual ou superior a R\$ 55.776,02. O fato deste valor ser inferior àquele determinado pelo Banco

Central do Brasil para a mesma carteira de ativos (R\$ 159.040,08) indica que a volatilidade do risco de crédito está sendo superestimada pelo órgão regulador, penalizando a instituição financeira em cerca de R\$ 100 mil pela manutenção de ativos da ordem de R\$ 4,5 milhões.

Pelo exposto até o momento pode-se, à guisa de conclusão, proceder-se à comparação dos valores entre o modelo do Banco Central do Brasil e o modelo desenvolvido a partir do *credit scoring*. Na comparação entre o risco de crédito esperado, para a qual deve ser constituída provisão, o saldo indicado pelo modelo do Banco Central do Brasil a partir da resolução 2.099/94 foi de R\$ 1.446.728,00 ao passo que o modelo de *credit scoring* indicou a necessidade de uma provisão menor, no valor de R\$ 1.224.961,18, representando cerca de 85% (84,65%) do valor indicado pela autarquia. Na comparação entre o capital regulamentar e econômico necessários para fazer frente à perda potencial, o valor determinado a partir da resolução 2.099/94 do Banco Central do Brasil foi de R\$ 159.040,08 ao passo que o modelo alternativo indicou a necessidade de se reservar recursos da ordem de R\$ 55.776,02 no patrimônio líquido, representando cerca de 35% (35,07%) do valor determinado pela autarquia.

Assim, as normas 2.682/99 e 2.099/94 do Banco Central do Brasil revelaram-se conservadoras quanto à mensuração do risco de crédito e do capital econômico. No primeiro caso, em razão de não considerar as recuperações resultantes do esforço de cobrança, imputou à instituição uma penalização ao exigir lançamento de provisão em montante superior ao necessário. Destaque-se que a forma de cálculo da recuperação, no âmbito do modelo de *credit scoring*, foi, em si, conservadora, posto que foram consideradas as operações vencidas há mais de 60 dias, pelo valor contratado somente e cujos contratos vieram a ser liquidados. No segundo caso, talvez por desconsiderar os benefícios da diversificação dos créditos, a autarquia penalizou a instituição financeira e os acionistas ao determinar que fossem mantidos no patrimônio líquido saldos superiores ao valor necessário para resguardar a empresa da volatilidade do risco de crédito.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho objetivou a realização de um estudo de caso, comparando as medidas de capital regulamentar e de risco de crédito estabelecidos pelo Banco Central do Brasil com um modelo alternativo, baseado no *credit scoring*, a fim de avaliar a eficácia da norma na prevenção do risco em operações de crédito.

O nível máximo de perda em operações de crédito é o resultado da soma das perdas esperadas para a carteira, cujo montante consiste na provisão, e das perdas inesperadas, cujo saldo deve ser coberto com capital próprio dos acionistas. Para se calcular esses montantes foi selecionada uma base de dados de uma instituição financeira nacional referente ao produto crédito direto ao consumidor, modalidade empréstimo pessoal. Sobre esta mesma base de dados foram aplicados os procedimentos descritos nas resoluções 2.682/99 e 2.099/94 do Banco Central do Brasil e os procedimentos pertinentes a um modelo de avaliação de risco de crédito em uso no mercado atualmente.

O cálculo da probabilidade de inadimplência seguiu os níveis de provisão exigidos pelo Banco Central do Brasil na sua resolução 2.682/99. Pelos critérios dessa autarquia, para uma carteira no valor total de R\$ 4.501.448,14, com R\$ 2.448.921,66 (54,40%) de saldos em atraso igual ou superior a 1 dia, o montante mínimo de provisão exigido, para fazer frente ao risco de crédito esperado, seria de R\$ 1.446.728,00 (32,14%). Este deve ser, portanto, na ótica do Banco Central do Brasil, o valor de provisão adequado para o grau de risco dos ativos.

A resolução 2.099/94 do Banco Central do Brasil, por sua vez, embasou o cálculo do capital regulamentar. Este corresponde ao valor que deve ser reservado no patrimônio líquido, a fim de minimamente se contrapor aos riscos inesperados. Para essa mesma carteira, o modelo do Banco Central do Brasil indicou a necessidade de patrimônio líquido mínimo no valor de R\$ 159.040,08 (3,53% dos ativos).

Para o desenvolvimento do modelo de mercado utilizou-se a técnica do *credit scoring*. No processo de modelagem foram selecionadas 19 características que permitiram discriminar os grupos de bons e maus clientes na base de dados. Destacaram-se como principais critérios de discriminação as variáveis demográficas em detrimento daquelas originadas pelas condições do contrato. No primeiro segmento, os critérios que mais se destacaram positivamente foram “grupos de profissão” e clientes do “sexo feminino”. Como principais critérios desabonadores nas variáveis demográficas foram selecionados o “tempo no emprego atual inferior a dois anos” e “inexistência de telefone residencial”. No segundo segmento, onde os critérios foram extraídos a partir dos termos do contrato, destacaram-se positivamente o fato de “não ter outro empréstimo em andamento” e a “prestação não ser superior a 10% da renda líquida”. Enquanto condições contratuais que predispuseram a uma pontuação negativa do crédito, as condições de maior peso foram “valor do empréstimo superior a 90% da Renda Líquida” e “contrato com 8 ou mais prestações”. Estes fatores resultaram do processo de iteração estatística realizada e não devem ser utilizados isoladamente para definir, *a priori*, bons e maus créditos.

A partir da pontuação obtida por cada cliente foram criadas 17 classes de acordo com o grau de risco dos ativos que as compunham. Cabe lembrar que o risco do cliente foi consignado como sendo o risco da sua pior operação. As probabilidades de inadimplência líquidas, então, oscilaram entre 0% e 65,73% nas diferentes classes. A agregação das classes em menor número não alterou a magnitude do risco da carteira, apenas provocou redução no risco por segmento analisado. Para a consolidação das 17 classes em apenas 3 houve uma redução na variabilidade da probabilidade de inadimplência – perda esperada líquida – que passou a oscilar entre 7,72% e 38,98% nas novas classes de risco criadas.

De acordo com essa abordagem, a do modelo interno de avaliação do risco, o volume de provisão necessário para a carteira seria da ordem de R\$ 1.222.970,62 (27,17%), menor, portanto, do que o valor indicado pelo Banco Central do Brasil. A marca menos conservadora obtida a partir do modelo de *credit scoring* advém

da consideração dos créditos recuperados como instrumento de redução do risco de crédito, o que só é considerado pelo Banco Central do Brasil em circunstâncias especiais.

Quanto ao capital econômico necessário, o valor do patrimônio líquido mínimo para esta instituição, de acordo com o modelo de mercado, seria de R\$ 55.776,02 . O fato deste valor ser inferior àquele determinado pelo Banco Central do Brasil (R\$ 159.040,08) indica que a perda potencial na carteira está sendo superestimada pelo órgão regulador.

Sendo assim, o modelo de mercado indicou um nível máximo de perdas no valor de R\$ 1.278.746,64, sendo R\$ 1.222.970,62 relativos ao risco de crédito e R\$ 55.776,02 relacionado ao capital econômico. Para esta mesma carteira os resultados da aplicação dos normativos do Banco Central do Brasil apontaram um nível máximo de perdas de R\$ 1.605.868,08, sendo R\$ 1.446.728,00 referente à provisão e R\$ 159.040,08 relativo ao patrimônio líquido mínimo, ou seja, o capital regulamentar. Note que o valor do risco avaliado pelo modelo de mercado é cerca de 20% inferior ao indicado pelo Banco Central do Brasil, revelando o caráter conservador deste órgão.

A partir dos resultados do trabalho é possível extrair as seguintes conclusões que são pertinentes ao estudo de caso e que não podem ser generalizadas para a explicação do relacionamento do Banco Central do Brasil com as demais instituições financeiras :

1. Na determinação do montante do risco de crédito (esperado) a que está sujeita a instituição financeira sob análise, o Banco Central do Brasil agiu conservadoramente, penalizando-a por exigir um volume de provisão acima do que seria necessário. A simples consideração de uma média histórica de recuperação dos créditos tornaria esta provisão mais próxima ao nível efetivo do risco das operações. Ao invés disso, a norma confina as operações renegociadas na sua classificação de

risco atual até que haja amortização significativa do débito. Enquanto essa “amortização significativa” não é realizada, observa-se o reconhecimento de provisão sobre um nível de risco maior que o atual risco do crédito.

2. A volatilidade do risco de inadimplência observada para a instituição objeto da pesquisa está sendo superdimensionada no modelo do Banco Central do Brasil. O valor determinado pela resolução 2.099/94 é superior em quase 3 vezes o valor que seria necessário em relação ao cálculo do modelo interno de avaliação de risco. Não foi obtido acesso aos fundamentos do modelo do Banco Central do Brasil para o tema, mas, provavelmente, o fato de não considerar o efeito da diversificação dos créditos pode estar contribuindo para tal situação.
3. A mensuração do risco de crédito e do capital econômico a partir dos normativos mencionados neste trabalho penalizou a instituição financeira objeto deste estudo. O conservadorismo revelado nas medidas em questão gerou ineficiência na alocação dos recursos, reduzindo os lucros e restringindo a aplicação mais lucrativa dos recursos.
4. Os patamares conservadores do Banco Central do Brasil se constituiriam, no presente caso, em um estímulo ao desenvolvimento de modelos internos de gestão do risco de crédito caso fosse facultado o seu uso, uma vez validados pela autarquia, ao invés dos parâmetros da norma para o cálculo da provisão e patrimônio líquido mínimo necessários.
5. A variável “tempo de atraso” é uma variável importante na determinação do risco de crédito atual do cliente. O modelo do Banco Central do Brasil utilizado contou apenas com essa variável contra 19

características relativas ao cadastro e contrato utilizadas no modelo de *credit scoring*, todavia é uma variável de características reativas ao fato, o cliente só se torna inadimplente quando não paga. Ou seja o indicador surge junto com o problema, e não antes. A partir da variável “tempo de atraso”, nada pode ser estimado para os clientes que estão em dia. Assim, caso se queira verdadeiramente construir um modelo de avaliação do risco de crédito, que sirva aos propósitos gerenciais da instituição, além do atendimento às normas, o modelo do Banco Central do Brasil é insuficiente, posto que reativo.

6. A divisão do risco de crédito em 9 classes – indo AA até H – representa um avanço em relação ao método anterior (resolução 1.748/90), porém pode criar situações artificiais. O percentual de provisão pode não representar o real risco daquela classe ou do grupo de créditos ali alocados. Observou-se que o atendimento aos 9 níveis de risco pré-estabelecidos pode limitar, ao invés de estimular, o bom gerenciamento da carteira de crédito. No caso sob análise, a permissão de criação de um número diferente de classes traria mais sentido para sua política de crédito.

5.1 - SUGESTÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Uma primeira sugestão é a replicação da estrutura dessa pesquisa em outras instituições financeiras visando igualmente à avaliação da adequação dos normativos do Banco Central do Brasil relativamente à mensuração do risco, em especial risco de crédito.

Sobre o tema pesquisado é também possível avançar no sentido de se verificar a possibilidade de aplicação do *Value-at-Risk* às carteiras de crédito. Para tal, seria necessário o cálculo da distribuição da probabilidade de inadimplência, com a utilização de simulações de Monte-Carlo, a partir de alguns parâmetros básicos como média e volatilidade de inadimplência. Outra área que poderia contribuir para melhor entendimento do tema risco de crédito, e que não foi abordada neste trabalho por fugir ao seu escopo, é o cálculo das correlações de crédito lançando novas luzes para o entendimento dos processos de concentração nas carteiras das instituições financeiras. Estudos do gênero poderiam vir a revelar um risco não percebido pelos gestores de recursos.

Uma última sugestão se refere à pesquisa da natureza dos processos de inadimplência. Para os dados coletados observou-se uma distribuição da incidência do fenômeno inadimplência ao longo do tempo, sendo maior a sua ocorrência nos períodos de oscilações bruscas nos agregados macroeconômicos. Este fato por si só pode indicar a viabilidade de pesquisas de caráter econométrico buscando relacionar o comportamento dos agregados macroeconômicos e a qualidade das carteiras de crédito detidas pelas instituições financeiras.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALTMAN, E. ; SAUNDERS, A. Credit Risk Measurement: developments over the last 20 years, september 1996. In : SEMINÁRIO INTERNACIONAL: credit risk management & corporate distress analysis. São Paulo: BCB / BM&F /Ordem dos Economistas de São Paulo, 25.11.1996.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 1.748/90. Brasília: 30.08.1990.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 2.099/94. Brasília: 31.08.1994.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 2.682/99. Brasília: 31.12.1999.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Desempenho do Mercado de Crédito em Maio/2000. Grupo de Comunicação Institucional. Brasília: 19.06.2000.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Manual de Normas das Instituições do Sistema Financeiro Nacional – MNI. Brasília: 31.08.2000b.
- BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards. Switzerland : junho, 1998.
- BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. Credit Risk Modelling: current practices and applications. Switzerland: abril, 1999.
- BERNI, M. Operação e Concessão de Crédito: os parâmetros para a decisão de crédito. São Paulo: Atlas, 1999.
- BRASIL. Legislação do Sistema Financeiro Nacional - Lei 4.595. Brasília: 1964.
- BLATT, A. Dicas para Conceder Crédito com Menos Risco. São Paulo: Nobel, 1998.
- BLATT, A. Avaliação de Risco e Decisão de Crédito: um enfoque prático. São Paulo: Nobel, 1999.
- CAOUILLE, J.; ALTMAN, E. ; NARAYANAN, P. Managing Credit Risk – The Next Great Financial Challenge. New York: John Wiley & Sons, Inc. , 1998.
- CAREY, M. Perspectives on Credit Amendment. www.frsb.org. Consultado em 20.06.2000
- CARVALHO, M., GOULART, J. Bancos têm espaço para triplicar empréstimos. Rio de Janeiro: Jornal Gazeta Mercantil, 13.01.2000, pág. B-1.

- DOUAT, J. Desenvolvimento de Modelo para Administração de Carteiras de Crédito a Pessoas Jurídicas em um Banco Comercial com base na Teoria da Diversificação de Riscos. São Paulo , 1994. Tese de Doutorado. (Doutorado em Administração de Empresas – ênfase em Finanças).
- ECHEVESTE, S. Lealdade do Consumidor: um estudo sobre a retenção de consumidores do cartão de crédito VISA/BANRISUL. Porto Alegre , 1999. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Administração de Empresas – ênfase em Marketing).
- EISENBEIS, R. Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics. THE JOURNAL OF FINANCE, 1977, Vol. XXXII, n. 3, 875-900.
- GOMES, A. Análise Comparativa dos Modelos Brasileiros de Previsão de Falência: um estudo de caso de empresas falidas no primeiro semestre de 1997 no Estado de São Paulo. São Paulo, 1998. Dissertação de Mestrado (Mestre em Ciências Contábeis).
- GOULART, J. Bancos têm espaço para triplicar empréstimos. Rio de Janeiro: Jornal Gazeta Mercantil, 14.02.2000, pág. B-2.
- GUPTON, G.M. ; FINGER, C.C. ; BHATIA, M. *CreditMetrics*-Technical Document, New York : Morgan Guaranty Trust Co., 1997.
- HAIR,J. ; ANDERSON, R. ; TATHAM, R. ; BLACK, W. *Multivariate Data Analysis*. Fifth Edition, 2000.
- HERSZKOWICZ, F. *Credit scoring: a aplicação de métodos estatísticos na avaliação do risco de crédito*. São Paulo, 2000. Monografia , 90 páginas.
- IZAN, H. Corporate Distress in Australia. JOURNAL OF BANKING AND FINANCE. 1984, pág. 303-320.
- JOHNSON, R. ; WICHERN, D. *Applied Multivariate Statistical Analysis* : Ed. Prentice Hall, 1975.
- JORION, P. *Value-at-Risk: A nova Fonte de referência para o controle do risco de mercado*. São Paulo: BOLSA DE MERCADORIA E FUTUROS. 1999.
- LAWRENCE, E. ; SMITH, L. ; RHOADES, M. An Analysis of Default Risk in Mobile Home Credit. JOURNAL OF BANKING AND FINANCE, 1992, pág. 299-312.

- LEWIS, E. An Introduction to *Credit scoring*. California. Fair Isaac and Co. Inc.: San Rafael, 1992.
- MARKOWITZ, H. Portfolio Selection. JOURNAL OF FINANCE, 7. March. 1952, pág. 77-91.
- MARTIN, D. Early Warning of a Bank Failure: a LOGIT Regression Approach. JOURNAL OF BANKING AND FINANCE, 1977, pág. 249-276.
- MEYER, L. The challenges of global financial institution supervision. Publicado no BIS/REVIEWS em 09.06.2000 In www.bis.org.
- MIYA, F. Basileia pode Reduzir o Custo do Crédito. Rio de Janeiro: Gazeta Mercantil, 23.10.2000, página B-4.
- ONG, M. Internal Credit Risk Models: capital allocation and performance measurement. Great Britain: Risk Books, 1999.
- PAIVA, C. Administração do Risco de Crédito. Rio de Janeiro: Qualitymark , 1997.
- PANDELO, D. Gerenciamento do Risco de Crédito. Rio de Janeiro: BANCO CENTRAL DO BRASIL, 1998, Anais da 7ª Semana de Contabilidade.
- PRADO, R. ; BASTOS, N. ; DUARTE JUNIOR, A. Gerenciamento de Riscos de Crédito em Bancos de Varejo no Brasil. 2000: www.risco.org consultado em 15.01.2001.
- PHELAN, K. ; ALEXANDER, C. *Different Strokes*. In www.riskpublications.com , consultado em 22-07-2000.
- PLATT, H. A Note on the Use of Industry-Relative Ratios on Bankruptcy Prediction. JOURNAL OF BANKING AND FINANCE, 1991, 1183-1194.
- ROSA, P. Modelos de *Credit scoring*: Regressão Logística, CHAID e REAL. São Paulo, 2000. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Estatística).
- SANTOS, J. Análise de Crédito: empresas e pessoas físicas. São Paulo: Atlas, 2000.
- SILVA, A. Análise de Risco e o Modelo Matricial de Crédito. São Paulo , 1995. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Administração de Empresas) .
- SAUNDERS, A .Credit Risk Measurement: New approaches to Value at Risk and Other Paradigms. New York: John Wiley & Sons, Inc. , 1999.
- SCHRINCKEL, W. Análise de Crédito: concessão e gerência de empréstimos. São Paulo: Atlas, 1997.

- SICSU, R. Gerenciamento de Carteira de Crédito. REVISTA TECNOLOGIA DO CRÉDITO : abril, 1998.
- SIEGEL, S. Estadística no Paramétrica aplicada a las Ciências de la Conduta. México: Editorial Trillas, 1975.
- STEVENS, J. Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, 3^a. ed., Mahwah, 1996.
- TREACY, F. ; CAREY, M. Credit risk *rating* at U.S. Banks. New York: FEDERAL RESERVE BULLETIN, november, 1998.
- WEST, R. A Factor-Analytic Approach to Bank Condition. JOURNAL OF BANKING AND FINANCE, 1985, pág. 253-266.
- WILSON, T. *Value-at-risk*. In: ALEXANDER, C. Risk Management and Analysis. New York : John Wiley & Sons, Inc. , 1998. (Vol 1: Measuring and Modelling Financial Risk)
- YIN, R. Case Study Research: designs and methods. California : Sage Publications Inc., 1994. (Applied Social Research Methods Series - Volume 5).

A N E X O S

ANEXO A

Resolução 2.682/99 do Banco Central do Brasil

ANEXO B

Apreciação sucinta dos modelos de gestão de crédito

Creditmetrics™, CreditRisk+™, CreditPortfolioView™, Portfolio Manager™

Basicamente, os modelos que tentam transpor os conceitos de *value-at-risk* para a gestão do risco em carteiras de crédito procuram mensurar a perda máxima (em valores monetários) em um determinado ativo ou obrigação para um período de tempo determinado e para um determinado nível de confiança. Vários modelos como o *Creditmetrics®*, *CreditRisk+®*, *CreditPortfolioView®*, *Portfolio Manager®* tentam aplicar esses conceitos.

Em comum entre eles está a solução ao problema da alocação dos créditos em classes de acordo com seu nível de risco. Alguns desses modelos utilizam o *credit scoring* ou um sistema de *rating* com base no comportamento das ações dos clientes no mercado acionário. Claro está que alguns desses modelos - *Creditmetrics®* e *Portfolio Manager®* - se destinam a avaliação do risco de empresas cotadas no mercado de ações ou com avaliações de crédito existentes em *bureau* de crédito. Outros, como o *CreditRisk+®* e o *CreditPortfolioView®* podem utilizar classificações obtidas a partir de *credit scoring* já que prescindem do comportamento dos títulos dos clientes no mercado para procederem as classificações

A consideração quanto ao conceito de risco de crédito é diferenciada entre esses modelos como será apresentado mais adiante. Para o *Creditmetrics®* o crédito é tratado como um título e então a perda está relacionada às oscilações negativas no valor de mercado deste título de crédito. Já no modelo *CreditRisk+®* o risco de crédito é o risco de não recuperação do crédito, sendo a inadimplência um dos seus estágios. Os modelos *CreditPortfolioView®* e *Portfolio Manager®* neste sentido são híbridos, podendo adotar um ou outro conceito de risco de crédito e ainda qualquer de suas variantes. A probabilidade de inadimplência também é mensurada diferentemente pelos modelos, destacando-se que o *Creditmetrics®* utiliza um processo de simulação de Monte Carlo, o *CreditPortfolioView®* adota um procedimento econométrico de análise de regressão múltipla e o *Portfolio Manager®* baseia-se em teoria das opções para dar conta deste conceito. São diferentes entendimentos e diferentes segmentos de mercado avaliados por esses modelos. Ainda assim, a diversidade é ilusória pois tratam

de responder às mesmas questões em vista do bom gerenciamento das carteiras de crédito.

No intuito de se avaliar a conveniência da utilização desses modelos para a determinação do risco de crédito e do capital regulamentar foi criada uma força-tarefa composta por diversos funcionários dos Bancos Centrais dos países membros do G10. Suas conclusões foram disponibilizadas em uma *survey* em abril de 1.999 (BASLE, 1999). Nela é relatado que encontrou-se significativo número de modelos de risco de crédito em uso. Em comum está a aplicação dos conceitos de capital econômico e a distribuição de densidade de probabilidade do risco de crédito. E como elementos-chave destes modelos temos: (a) a escolha do horizonte de tempo; (b) a mensuração do risco de crédito; (c) as funções densidade de probabilidade deste risco de crédito; (d) o uso de modelos condicionais / incondicionais; (e) abordagens a agregação dos créditos; (f) abordagens para avaliar a existência de correlação entre os eventos de inadimplência .

Abaixo as principais características desses modelos e as suposições que implícita ou explicitamente são feitas :

1) *Creditmetrics*, patrocinado pelo Banco J P Morgan.

Em termos da alocação dos créditos nos respectivos níveis de risco, o *Creditmetrics* pressupõe que as características individuais dos clientes determinam plenamente suas possibilidades de alocação, migração e de inadimplência (como um dos possíveis estágios de migração). Este *rating* pode ser determinado a partir de técnicas de *credit scoring* ou a partir da distribuição de freqüências de inadimplência com base em dados extraídos do mercado de capitais para o cliente. Durante o cálculo das correlações entre os créditos, que são capturadas pelo uso de índices de preços das ações como *proxxy* , o *rating* é assumido como constante no período de análise, ou seja, não existem migração, ciclos de crédito (ou ciclos de negócios), sendo as perdas

derivadas da mesma distribuição em termos de expectativa de inadimplência e taxas de migração. Em um outro momento e utilizando-se as correlações obtidas anteriormente é mensurado o impacto das mudanças de *rating* dos créditos sobre o valor da carteira, o Creditmetrics assume que todas as operações podem ser trazidas a valor de mercado e liquidadas em algum período de tempo (6 meses, 1 ano, 5 anos) e assim, através da construção de diversos cenários, mensurar tal impacto. É difícil incorporar carteiras de varejo, como as de crédito de pessoa física, sob a abordagem do Creditmetrics, tanto em termos da modelagem de suas correlações, quanto em termos das perdas médias esperadas, já que o conceito de perda se refere-se à redução no valor de mercado desse título de crédito (Wilson, 1999) .

Em termos operacionais, o *Creditmetrics* utiliza a simulação de Monte Carlo⁴⁰ para criar uma distribuição de perda em um *portfolio* em determinado horizonte de tempo. A cada devedor é assinalado um *rating*, e uma matriz de transição de créditos é utilizada para determinar as probabilidades de que a classificação de crédito venha a melhorar ou piorar. Ainda que a inadimplência represente um valor máximo de deterioração, um título de crédito também pode ter seu valor (presente) reduzido quando ocorre uma piora na qualidade do credor.

O *Creditmetrics*TM calcula o valor do *portfolio* por randomicamente simular a qualidade de crédito de cada cliente. Os títulos de crédito têm seu preço calculado a cada simulação. O valor de *portfolio* é a agregação desses preços. A estrutura de *portfolio* incorpora os benefícios da diversificação, o que reduz o risco agregado das posições isoladas de crédito. A existência de correlação e concentração são consideradas no modelo, e, sempre que estiverem presentes, implicam aumento no capital econômico necessário. (Phelan, 2000)

⁴⁰ É uma técnica de simulação. O método de Monte Carlo aproxima o comportamento dos preços dos ativos financeiros, através de simulações por computador que geram trajetórias aleatórias. O produto deste método é uma distribuição de frequência dos valores mais prováveis da variável analisada.

2) *Portfolio Manager™*, da KMV Corporation

Em termos da alocação dos créditos nas diversas classes de risco, o modelo KMV utiliza como informação o preço das ações para caracterizar a probabilidade de inadimplência do cliente, bem como a correlação entre os diversos segmentos de clientes no que tange à inadimplência. Quanto maior é a probabilidade de inadimplência, pior é a classificação do crédito. Assim como no Creditmetrics, a modelagem KMV exclui a existência de ciclos de crédito, calculando taxas de inadimplências, volatilidades e correlações a partir do movimento das ações para precificar o valor dos ativos. Relativamente ao cálculo do valor da carteira, esse modelo assume que as operações que compõem o *portfolio* podem ser líquidas ou ilíquidas (no sentido de existir um mercado secundário para esses títulos). Para o tratamento dos ativos ilíquidos, os perfis de inadimplência são calculados utilizando-se uma distribuição marginal binomial (inadimplência / não inadimplência). É difícil incorporar carteiras de varejo sob a abordagem do KVM, tanto em termos da modelagem de suas correlações, quanto em termos das perdas médias esperadas, já que o modelo está assentado fortemente no mercado de ações.

3) *CreditPortfolioView™*, da empresa de consultoria McKinsey & Co.

Quanto a alocação dos créditos nas diversas classes de risco, o *CreditPortfolioView™* assume que o cliente determina plenamente suas possibilidades de migração e de inadimplência ao longo do próximo ano. Esses *ratings* podem ser determinados pelas frequências de inadimplência esperadas informadas pelo mercado de capitais ou através de *credit scoring*. A volatilidade e a correlação da inadimplência são capturadas com base nas experiências de perdas passadas, incluindo carteiras de varejo. Então ainda que duas empresas possuam uma mesma taxa de inadimplência e de migração esperadas no horizonte de um ano, provavelmente, apresentarão volatilidades diferentes devido ao seu comportamento cíclico. Em acréscimo, o

CreditPortfolioView™ utiliza as médias históricas de inadimplência como um componente do ciclo de negócios. Este modelo pode lidar com diversos tipos de *portfolio*, incorporando ativos líquidos, ilíquidos ou carteiras de varejo numa estrutura consistente de mensuração de risco.

4) *CreditRisk+™*, desenvolvido pelo Banco Credit Suisse First Boston

Esse modelo incorpora uma abordagem proveniente das técnicas de ciências atuariais para a tabulação das distribuições de perdas. Essa modelagem é capaz de prover soluções à mensuração do risco de crédito, a partir do estabelecimento de uma série de hipóteses simplificadoras em relação à segmentação do *portfolio* por tamanho de exposição. É necessário que o usuário informe a inadimplência acumulada por categoria de *rating* e dentro de um determinado horizonte de tempo, bem como a volatilidade esperada. Esses parâmetros geralmente são coletados dos próprios dados da instituição. A partir de alguns dados fornecidos, o modelo calcula as correlações entre os segmentos. As perdas são tabuladas em bases binomiais (inadimplência / não-inadimplência) para um horizonte de tempo consistente com as distribuições acumuladas.

ANEXO C

Métodos de gerenciamento de *portfolio* :
questões pertinentes à probabilidade de inadimplência
e
correlações entre os ativos de crédito.

1.1 O Modelo da Teoria das Opções.

O modelo assume que a empresa irá inadimplir quando, no vencimento, o valor em débito for maior que o valor dos ativos da empresa. As probabilidades de inadimplência são, então, calculadas em relação à estrutura de capital e volatilidade dos ativos da empresa. O modelo utiliza uma estrutura de opções para calcular essa probabilidade. O modelo de Merton, utilizado principalmente pelo *Portfolio Manager* (KMV) e por algumas versões do CreditMetrics, demonstra como o valor dos ativos declinam a medida em que o valor da firma aproxima-se do valor do débito, atingindo, então, o ponto de inadimplência (veja Figura 8). O modelo trabalha com o conceito de distância em relação à inadimplência⁴¹ (*DD*).

$$DD = \frac{1 - \frac{\text{Ponto de Inadimplência}^{42}}{\text{Valor do Ativo}}}{\sigma \text{Valor dos Ativos}}$$

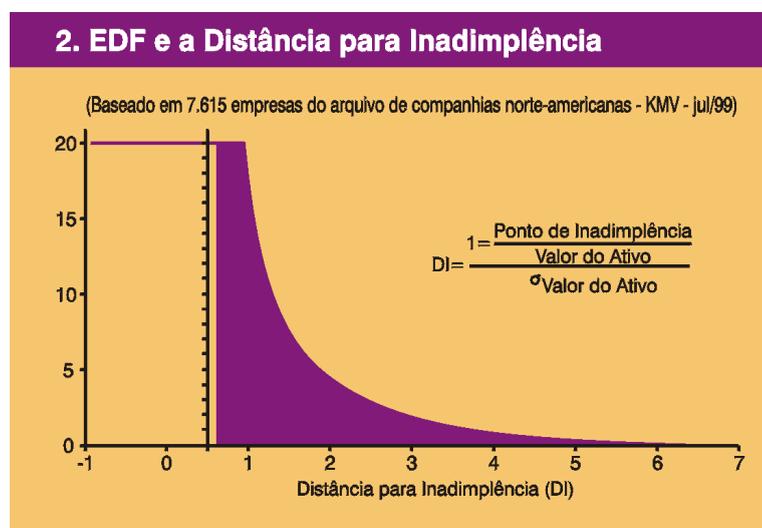


Figura 8 – EDF e a Distância para a Inadimplência
Fonte: Phelan, K e Alexander, C. (2000)

⁴¹ Empresas com elevada volatilidade ou com elevado endividamento, apresentarão menor distância em relação à inadimplência, e, portanto, maior probabilidade de inadimplência. Os valores de *DD* obtidos são comparados com a base de dados da empresa visando sua localização na distribuição EDF. A empresa KMV relata que a relação *DD* é estável ao longo do tempo e em diversos ambientes econômicos.

⁴² o ponto de inadimplência corresponde a : $\frac{1}{2}$ Dívidas de Longo Prazo + Dívidas de Curto Prazo.

1.2 - O Modelo de Ciências Atuariais

Modelos atuariais estão na base da constituição de matrizes de *rating*. Este método de modelagem da EDF assinala um *rating* a cada crédito, baseado em informações qualitativas e quantitativas, da mesma forma que agências de *rating* como Standard & Poor's fazem. Implicado em cada *rating* existe uma EDF. Os *ratings* são colocados em uma matriz por meio da qual se verifica qual a probabilidade de que seja alterada sua classificação no horizonte de tempo modelado. As matrizes de *rating* foram desenvolvidas inicialmente para se verificar o processo de migração de um crédito ou grupo de créditos durante um ou mais ciclos econômicos. Esta é a abordagem que primeiro foi adotada pelo CreditMetrics (veja Quadro 37).

Rating de Crédito no Futuro

		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
<i>Rating</i> Atual do Crédito	AAA	87,74	10,93	0,45	0,63	0,12	0,10	0,02	0,02
	AA	0,84	88,23	7,47	2,16	1,11	0,13	0,05	0,02
	A	0,27	1,59	89,05	7,40	1,48	0,13	0,06	0,03
	BBB	1,84	1,89	5,00	84,21	6,51	0,32	0,16	0,07
	BB	0,08	2,91	3,29	5,53	74,68	8,05	4,14	1,32
	B	0,21	0,36	9,25	8,29	2,31	63,89	10,13	5,58
	CCC	0,06	0,25	1,85	2,06	12,34	24,86	39,97	18,60

Quadro 37 – Exemplo de Matriz de Transição (ou Migração)

Nota: Probabilidade, em percentual, de migração para outro *rating* dentro de um ano.

Fonte: Gupton, Greg M, Finger, Christopher C e Bhatia, Mickey, *CreditMetrics-Technical Document*, Morgan Guaranty Trust Co., New York, 1997.

O *CreditRisk+*TM é baseado em uma abordagem atuarial onde os eventos de inadimplência são meras probabilidades estatísticas sem qualquer causalidade que os relacione. A EDF é relacionada com as classes de *rating* na qual são alocados os indivíduos. A volatilidade das diversas EDF formam uma estrutura de correlação e produzem a curva de risco no *portfolio*. Phelan e Alexander (2000) comentam que nem a documentação, nem a teoria esclarecem adequadamente como isso é feito.

1.3 - O Modelo Econométrico

O modelo de risco de crédito CreditPortfolioView, da empresa de consultoria McKinsey & Co., supõe que as taxas de inadimplência estão condicionadas ao estado corrente da economia, bem como às diferenças causadas por setores industriais e localizações geográficas. As taxas de inadimplência estão ligadas ao crescimento do produto interno bruto, às taxas de desemprego e às taxas de juros. Em vez de utilizar as médias de inadimplência para cada classificação de *rating* ao longo de vários ciclos econômicos, as atuais taxas de inadimplência e as probabilidades de transição dependem das condições atuais da economia. Dado que as taxas de inadimplência variam ao longo do ciclo econômico e que a volatilidade desta inadimplência é mais severa em algumas indústrias, Wilson (1999) defende o uso de uma modelagem que relacione empiricamente os fatores macroeconômicos e as matrizes de transição (migração) de *ratings*.

Wilson (1998) utilizou informações de séries temporais relativamente a dados históricos de inadimplência ou taxas médias de perdas de segmentos específicos, probabilidades médias de migração (matriz de migração) e o relacionamento de ambos com o ciclo econômico para desenvolver um modelo de Monte Carlo para estabelecer a média de inadimplência e a probabilidade de migração. Esta concepção foi implementada no modelo CreditPortfolioView e baseia-se numa crença muito difundida entre os profissionais de crédito: se perguntados, muitos profissionais de mercado afirmariam que aumentos de inadimplência estão associados, ou causados por aumento no nível do desemprego e redução das taxas de crescimento da economia. Esta crença é corroborada pela evidência empírica. O Quadro 3 mostra as taxas históricas de inadimplência ocorridas na Alemanha no período de 1960-94, em relação à inadimplência prevista, estimada a partir de técnicas estatísticas e utilizando apenas variáveis macroeconômicas.

Países	Varição Explicada (%)	Variáveis Explicatórias
Bélgica	96,9	Taxas de Desemprego, Crescimento do PIB, Taxas de Juros de Longo Prazo, Taxa de Câmbio, Endividamento Público, Poupança.
França	89,1	
Alemanha	95,7	
Espanha	95,3	
Suiça	89,3	
Inglaterra	85,6	
Estados Unidos	82,6	

Quadro 38- Ciclo de Crédito e Variáveis Macroeconômicas
Fonte: WILSON, T. (1998)

A intenção do modelo econométrico é modelar diretamente o relacionamento entre a matriz de migração e os fatores macroeconômicos e, estando o modelo pronto, simular as novas probabilidades da matriz de migração em resposta a “choques” macroeconômicos produzidos pelo modelo.

A idéia é a de mensurar a probabilidade de que um crédito ou de um grupo de créditos, partindo de um *rating* C, por exemplo, chegue até o *rating* D (inadimplência) no período de uma ano. Tendo isto em mente, a probabilidade de migração de um crédito (P_{cd}), em um horizonte de tempo específico, t , podemos supor que a piora no *rating* do crédito se deva a um conjunto de fatores macroeconômicos representados por Y_t . Em termos gerais:

$$P_{ct} = f(Y_t), \text{ onde } f' < 0 \quad (1.1)$$

O indicador macroeconômico Y_t , por sua vez, pode ser visto como o produto de um conjunto i (sistemático) de variáveis macroeconômicas ao tempo t (X_{it}) bem como (não-sistemáticos) fruto de choques ou inovações no sistema econômico (V_t). Em termos gerais :

$$Y_t = g(X_{it}, V_t), \text{ onde } i = 1, \dots, n \text{ e } V_t \sim N(0, s) \quad (1.2)$$

Por sua vez, os fatores macroeconômicos (X_{it}) tais como crescimento do PIB, desemprego, taxa de juros, podem ser concebidos como determinados pelos seus valores históricos, bem como por sensibilidades a choques (ϵ_{it}). Portanto:

$$X_{it} = h(X_{it-1}, X_{it-2}, \dots, \mathbf{e}_{it}) \quad (1.3)$$

Substituindo (1.3) em (1.2), e a equação (1.2) em (1.1), a probabilidade de um movimento especulativo de um crédito ou conjunto de créditos classificados em C passar para o *rating* D no próximo ano é determinada por :

$$P_t = f(X_{it-j}; V_t, \mathbf{e}_{it}) \quad (1.4)$$

A equação (1.4) modela os determinantes da matriz de migração como uma resposta defasada ao comportamento das variáveis macroeconômicas, de um choque amplo na economia (V_t) e choques menores ou inovações para cada uma das variáveis macroeconômicas (\mathbf{e}_{it}). Como as variáveis (X_{it-j}) são pré-determinadas, as variáveis-chave influenciando (P_t) serão as inovações ou choques (V_t) e (\mathbf{e}_{it}). Utilizando-se uma simulação de Monte Carlo estruturada, valores de (V_t) e (\mathbf{e}_{it}) podem ser gerados para períodos futuros com a mesma probabilidade com que ocorreram no passado. Pode-se então, dispor dessas simulações em um modelo macroeconômico a fim de gerar vários cenários e os respectivos valores da provável transição de créditos do *rating* C para o *rating* D no período de um ano. (Saunders, 1999)

Suponhamos que a matriz de transição histórica (sem simulação) tivesse gerado um valor de probabilidade de transição de C para D, P_{cd} , de 0,30. E que o resultado de uma simulação tivesse gerado um valor provável de 0,35. Tendo por base a matriz simulada, poderíamos dizer que o risco de inadimplência na carteira estaria sendo subestimado, sendo, na verdade, 16% maior. Isso implica também ajustar os outros valores da matriz de transição, pois a soma das colunas deve ser igual a um. O procedimento mais adequado seria o de substituir os valores históricos pelos valores simulados e utilizar os dados dessas duas matrizes, a matriz de migração histórica (distribuição histórica) e a matriz simulada (distribuição ajustada) para calcular o valor-no-risco para o horizonte de um ano. Outra alternativa seria a geração de numerosas simulações, tendo por objetivo construir uma distribuição das possíveis probabilidades de transição, onde por exemplo, obteríamos os valores de 0,30 para a média da

distribuição e de 0,55 para o 99º percentil, os quais seriam utilizados no cálculo do valor-no-risco para o horizonte de um ano (Saunders, 1999)

2 . Perdas (*Loss Severity = LS*)

Esta é a terceira fonte de informação em qualquer modelagem de risco de crédito. Quando o devedor falha em cumprir sua obrigação, provavelmente o credor sofrerá uma perda financeira. O valor da perda é incerto, mas tem influência sobre as condições de recuperação do crédito. Existem duas formas de modelar as perdas. A primeira é tratar todas as recuperações como possuindo um valor fixo e certo. Algo próximo a uma média histórica da instituição.

A perda esperada (*EL*) é, pois, igual ao produto do tamanho (valor) da exposição, a EDF e a Perda (*LS*). Esta abordagem (do valor fixo) é utilizada pelo CreditRisk+ para um único credor.

$$EL = \text{Exposição} * EDF * LS$$

Outra abordagem a questão implica reconhecer o valor das recuperações de crédito como uma variável randômica, com possível valor entre 0% e 100%. Uma distribuição beta geralmente é utilizada para modelar o valor de recuperação incerto. Esta distribuição é útil, conforme assinalam Phelan e Alexander (2000) , porque ela pode assumir um variado número de formas entre dois pontos. O CreditMetrics e o *Portfolio Manager* (KMV) utilizam esta forma para calcular o valor a ser recuperado na ocorrência de inadimplência.

$$\mathbf{a} = \left[\mathbf{m}^2 LS * \frac{(1 - \mathbf{m}LS)}{\mathbf{s}^2 LS} \right] - \mathbf{m}LS$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{a} * \left(\frac{1}{\mathbf{m}LS} - 1 \right)$$

3. - A Correlação entre os Créditos

Phelan (2000) aponta que, por sua natureza, os riscos de inadimplência apresentam uma correlação muito baixa e podem ser minimizados através da diversificação. Enquanto que a correlação entre as ações tende a ser elevada, o que aumenta o risco, a correlação entre os devedores inadimplentes tende a ser baixa - cerca de 0,5% a 2,5% para a maioria dos empréstimos bancários. Contudo, a consideração da correlação entre os créditos, e a metodologia de incorporá-la ao modelo de risco de crédito, pode trazer um grande impacto na distribuição de probabilidades de perdas em operações de crédito. A Figura 9, representa o fato de que o risco de um *portfolio* é diretamente proporcional à correlação entre os ativos. E nesses casos, a diversificação trará poucos benefícios, sendo maior a exposição ao risco não-diversificável.

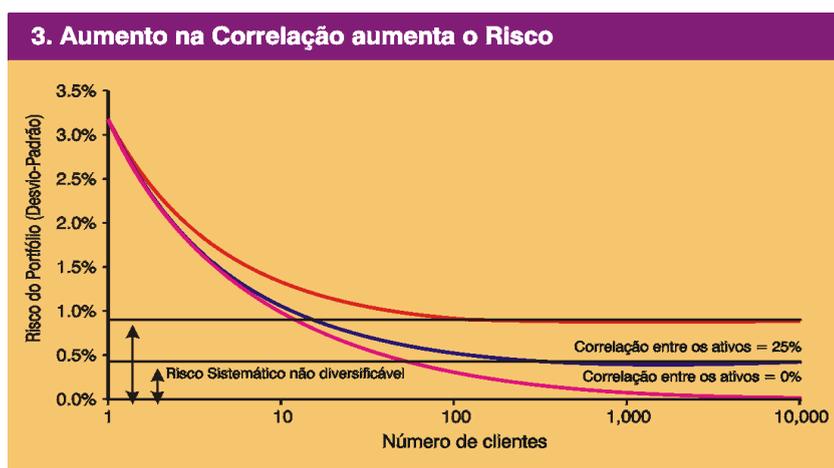


Figura 9 – Aumento na Correlação aumenta o Risco

Nota 1: Há uma incorreção nesta Figura pois a correlação não pode eliminar o risco não diversificável. Favor desconsiderar a linha mais abaixo da Figura.

Nota 2: os cálculos que embasam a tabela partem das seguintes suposições: todos os créditos são de mesmo valor e vencimento; EDF = 0,32%; LS = 50% (modelada a partir de uma distribuição beta, ou seja o valor a ser recuperado é variável) ; correlação entre os ativos é de 0%, 25%, 50% ; correlação quanto à inadimplência é de 0%, 1,82%, 8,09%, calculada através de uma distribuição normal bivariada.

Fonte: Phelan, K e Alexander, C. (2000)

Quando for identificada correlação entre esses ativos, as perdas podem ir muito além do que as perdas esperadas previstas. Nesses casos, o capital econômico a ser aportado será muito maior do que o anteriormente previsto. Para dois *portfolios* com

a mesma expectativa de perda (EL) , a Figura 10 ilustra o capital econômico necessário para diferentes níveis de correlação.

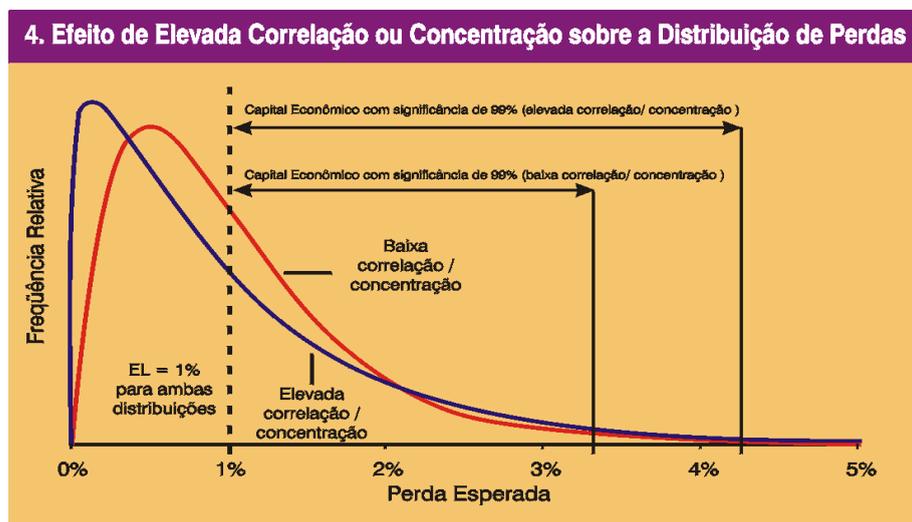


Figura 10 – Efeito da Correlação e da Concentração
Fonte: Phelan, K e Alexander, C. (2000)

Várias abordagens podem ser feitas em relação ao modo de se considerar ou não a correlação. A primeira abordagem ao problema é considerar que a correlação entre as inadimplências não existe. E que, portanto, nesses casos, bastaria a constituição de uma carteira com elevado número de créditos para se confirmar esta assertiva. A prática⁴³ tem desmentido a veracidade desta hipótese. Outra abordagem, é considerar a correlação entre as inadimplências como fixas. Há dois problemas com esta suposição: (a) implicaria afirmar que a correlação de inadimplência entre dois créditos classificados como AAA, seja a mesma que aquela existente entre dois créditos do segmento CCC, quando, na verdade, se percebe que a inadimplência é mais provável de ocorrer quanto pior for o *rating* ; (b) não há teoria, nem evidência empírica, que sustente que a correlação seja a mesma entre segmentos de indústria distintos, ou para um mesmo ramo industrial em países distintos.

⁴³ O autor se refere à onda de inadimplências no segmento de cartão de créditos que aconteceu nos EUA na segunda metade desta década.

A rigor, a mensuração desta correlação implicaria calcular $N(N-1) / 2$ pares de correlações individuais para N indivíduos do *portfolio* de crédito. Os problemas computacionais para tornar isto realizável são grandes. Têm-se optado por modelar correlações por segmentos específicos, de *rating* ou de indústrias, relativamente à variação no valor dos seus ativos. Conforme comentado anteriormente, o modelo *Portfolio Manager*, da empresa KMV, utiliza o valor das ações sob uma estrutura baseada em opções para chegar ao valor dos ativos. Com base no valor estimado dos ativos, na volatilidade estimada para os mesmos e na estrutura de capital das empresas, o *Portfolio Manager* utiliza-se de um modelo de análise fatorial para mensurar a correlação entre os clientes no que tange à inadimplência. O modelo CreditMetrics também utiliza-se de informações do mercado de ações para mensurar a correlação. Isto não é para cada ativo, e sim, em relação ao índice de ações de segmentos industriais para vários países. A posição do cliente na indústria, o desempenho deste segmento industrial e o desempenho deste setor em relação ao desempenho em segmentos homogêneos em outros países são modelados em uma estrutura de análise fatorial, tendo por referência os índices de preços do mercado acionário. O CreditPortfolioView, da empresa McKinsey & Co., conforme já descrito, também utiliza um modelo multi-fatorial para determinar o valor da correlação. O *portfolio* é separado em segmentos específicos, com taxas de inadimplência correspondentes, e que são, por análise de séries temporais, comparados ao desempenho das variáveis macroeconômicas.