

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS

MENSURAÇÃO DE RISCO DE PORTFÓLIO
PARA CARTEIRAS DE CRÉDITO A EMPRESAS

Giovani Antonio Silva Brito

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Assaf Neto

SÃO PAULO

2005

Prof. Dr. Adolpho José Melfi
Reitor da Universidade de São Paulo

Profa. Dra. Maria Tereza Leme Fleury
Diretora da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Reinaldo Guerreiro
Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária

Prof. Dr. Fábio Frezatti
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis

GIOVANI ANTONIO SILVA BRITO

**MENSURAÇÃO DE RISCO DE PORTFÓLIO
PARA CARTEIRAS DE CRÉDITO A EMPRESAS**

Dissertação apresentada ao Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Assaf Neto

SÃO PAULO

2005

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção de Publicações e Divulgação do SBD/FEA/USP

Brito, Giovani Antonio Silva

Mensuração de risco de portfólio para carteiras de crédito a empresas /
Giovani Antonio Silva Brito. -- São Paulo, 2005.

83 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, 2005

Bibliografia.

1. Crédito 2. Instituições financeiras 3. Administração de risco - Modelos
4. Administração de portfólio I. Universidade de São Paulo. Faculdade de
Economia, Administração e Contabilidade II. Título.

CDD – 332.46

**Dedico este trabalho à minha esposa
Cristina, pelo apoio e compreensão nos
momentos de ausência, e aos meus pais
Antonio e Elizabeth, pelo carinho
na minha educação.**

AGRADECIMENTOS

Ao professor Dr. Alexandre Assaf Neto, pelos conhecimentos transmitidos, pela atenção na orientação do trabalho e por ter despertado o meu interesse pela área de finanças.

Ao professor Dr. José Roberto Securato, pelas idéias discutidas na concepção do projeto e pelas valiosas críticas e sugestões apresentadas no exame de qualificação.

Ao Dr. Fábio Wendling Muniz de Andrade, pela inestimável ajuda no desenvolvimento da pesquisa e pelas observações críticas que contribuíram para o aperfeiçoamento do trabalho.

Ao professor Dr. Gilberto de Andrade Martins, pelo incentivo à realização da pesquisa e pelas valorosas sugestões metodológicas.

Ao professor Dr. Luiz João Corrar, pelo entusiasmo transmitido e pela confiança depositada.

Ao professor Dr. Rubens Famá, pelos ensinamentos de teoria de finanças.

Ao Daniel Martins Sanchez, orientador técnico do Banco Central do Brasil, pela experiência transmitida em todas as etapas do curso.

Ao Banco Central do Brasil, por ter proporcionado a oportunidade de realizar este projeto.

Aos colegas de turma, João Bosco de Paiva Lopes, Flávio Donizete Batistella e Huang Chien En, pela agradável convivência e pela amizade construída.

Aos meus irmãos Júlio César e Karina, por sempre estarem ao meu lado e pela expectativa quanto à minha realização.

RESUMO

O processo de evolução das técnicas de gestão de risco de crédito que vem ocorrendo no mercado financeiro nos últimos anos levou ao desenvolvimento de diversas metodologias de mensuração de risco de carteiras de crédito. Os principais modelos de risco de portfólio que se difundiram no setor bancário internacional têm aplicação restrita no Brasil, devido às características do nosso mercado de crédito. O objetivo desta pesquisa é propor um conjunto de procedimentos para mensurar o risco de portfólios de créditos concedidos por instituições financeiras a empresas, considerando a disponibilidade de dados do mercado de crédito brasileiro. O estudo foi realizado em duas etapas. Na primeira etapa foi desenvolvido um modelo de risco de crédito do tipo *credit scoring*, utilizando a técnica estatística da Regressão Logística. O modelo foi construído com base em uma amostra de empresas categorizadas como solventes ou insolventes. As variáveis explicativas que caracterizam a situação econômico-financeira das empresas são índices calculados a partir dos seus demonstrativos contábeis. Na segunda parte do trabalho foram apresentados os procedimentos para mensuração de risco de portfólios de crédito. Na abordagem proposta, as perdas das empresas são modeladas individualmente e os resultados são agregados para se obter as perdas totais do portfólio. Utilizando a técnica da simulação de Monte Carlo, são gerados milhares de cenários para a situação econômico-financeira futura das empresas da carteira. Os cenários gerados dão origem a possíveis valores de perda para as empresas e para o portfólio como um todo. O processo é ilustrado aplicando-se o modelo a um portfólio hipotético, construído com base nos dados das carteiras de crédito das instituições financeiras no Brasil. O modelo gera a distribuição das perdas da carteira de crédito, a partir da qual podem ser obtidas as medidas que quantificam o risco do portfólio e o capital econômico que deve ser alocado pela instituição. Os resultados obtidos indicam que o modelo proposto configura-se como uma alternativa que permite que o risco de carteiras de crédito de empresas seja mensurado no mercado brasileiro e ressaltam a importância da utilização de modelos de risco de crédito de portfólio na gestão de riscos das instituições financeiras.

ABSTRACT

The evolution of credit risk management techniques, which has occurred in the financial market in recent years, has led to the development of several methods to measure the credit risk of portfolios. The credit risk models that became popular in the international banking industry have limited application in Brazil due to the characteristics of our credit market. The objective of this research is to propose a set of procedures in order to measure the risk of banks' corporate credit portfolios, considering the actual data available in the Brazilian credit market. The study was performed in two steps. In the first one, a credit scoring model was developed, using the statistical method of logistic regression. The model was based on a sample of companies classified either as solvent or insolvent. The variables that represent the financial situation of the companies are indices calculated from the financial statements. In the second step, the procedures defined to measure the credit portfolio risk were presented. In the proposed approach, the company losses are considered individually and then the results are consolidated to obtain the total loss of the portfolio. Using the Monte Carlo simulation, thousands of scenarios are generated in which the future financial situation of the companies belonging to the portfolio are considered. The scenarios generated give rise to possible loss values regarding the companies individually and the portfolio as a whole. The process is illustrated by applying the model to a hypothetical portfolio built based on the data of banks' credit portfolios in Brazil. The model generates the loss distribution of the credit portfolio, from which measurements to quantify the risk of the portfolio, and the economic capital to be allocated by the financial institution can be obtained. The results indicate that the proposed model is an alternative to measure the credit risk of companies in the Brazilian market and highlight the importance of the application of credit risk portfolio modeling when performing risk managing in financial institutions.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	2
1 PROBLEMA DE PESQUISA.....	3
1.1 Introdução	3
1.2 Objetivo do Estudo	5
1.3 Justificativas	5
1.4 Método de Pesquisa	7
1.5 Estrutura do Trabalho	8
2 MENSURAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO	9
2.1 Crédito e Risco de Crédito	9
2.2 Medidas de Risco de Crédito	11
2.2.1 Perda Esperada.....	12
2.2.2 Perda não Esperada.....	14
2.3 Distribuição de Perdas em Crédito.....	16
2.4 Alocação de Capital Econômico para Risco de Crédito.....	18
3 PRINCIPAIS MODELOS DE RISCO DE PORTFÓLIO	21
3.1 Modelo KMV	22
3.2 Modelo CreditMetrics.....	24
3.3 Modelo CreditRisk+	28
3.4 Modelo CreditPortfolioView	30
3.5 Aplicação dos Modelos de Portfólio no Brasil.....	32
4 MENSURAÇÃO DE RISCO DE PORTFÓLIO	35
4.1 Modelo de Risco de Crédito.....	35
4.1.1 Amostra de Empresas.....	36
4.1.2 Variáveis Explicativas.....	39
4.1.3 Conceituação da Regressão Logística.....	44
4.1.4 Desenvolvimento do Modelo	47
4.1.5 Avaliação do Ajuste do Modelo	50
4.1.6 Validação do Modelo	52
4.2 Modelo de Risco de Portfólio.....	55
4.2.1 Conceituação da Simulação de Monte Carlo.....	57
4.2.2 Carteira de Crédito Hipotética.....	59
4.2.3 Distribuições de Probabilidade dos Índices.....	62
4.2.4 Relações de Dependência entre os Índices.....	68
4.2.5 Distribuição de Perdas da Carteira.....	69
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	73
REFERÊNCIAS.....	75
APÊNDICE 1 – PARÂMETROS DAS DISTRIBUIÇÕES COM MELHORES AJUSTES ..	83

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Exemplo de Matriz de Migração	25
Tabela 2 – Distribuição do valor de um crédito BBB devido a mudanças no seu <i>rating</i>	26
Tabela 3 – Estatística Descritiva dos Índices Econômico-Financeiros.....	42
Tabela 4 – Teste de Igualdade de Médias para os Índices Econômico-Financeiros.....	44
Tabela 5 – Matriz de Correlação das Variáveis Explicativas.....	49
Tabela 6 – Matriz de Classificação do Modelo de Risco de Crédito.....	49
Tabela 7 – Coeficientes do Modelo de Risco de Crédito.....	50
Tabela 8 – Likelihood Value, Cox-Snell R ² e Nagelkerke R ²	51
Tabela 9 – Tabela de Contingência para o Teste Hosmer e Lemeshow	51
Tabela 10 – Teste Hosmer e Lemeshow	52
Tabela 11 – Matriz de Classificação – Validação do Modelo.....	53
Tabela 12 – Operações de Crédito do Sistema Financeiro.....	61
Tabela 13 – Percentuais de Provisão para Operações de Crédito.....	61
Tabela 14 – Carteira de Crédito Hipotética.....	62
Tabela 15 – Divisão das Observações em Segmentos	65
Tabela 16 – Distribuições de Probabilidade Ajustadas.....	67
Tabela 17 – Matriz de Correlação dos Índices Econômico-Financeiros.....	69
Tabela 18 – Perdas não Esperadas e Capital Econômico – Carteira Hipotética.....	71

1 PROBLEMA DE PESQUISA

1.1 Introdução

Gestão de risco de crédito em instituições financeiras é um tema que tem sido objeto de grande atenção no mercado financeiro e na comunidade acadêmica, sobretudo em razão do movimento de melhoria das técnicas de quantificação e gerenciamento de risco de crédito que vem ocorrendo ao longo dos últimos anos.

Em âmbito internacional, Garside *et al.* (1999, p.1) comentam que as expressivas perdas em crédito ocorridas no final dos anos 80 e início dos anos 90 fizeram com que as instituições buscassem técnicas mais modernas de gerenciamento de risco de crédito, as quais visam avaliar não apenas o risco relativo às exposições individuais, mas também o risco associado ao portfólio de crédito como um todo.

No Brasil, Prado *et al.* (2000, p.2) registram que a estabilização da economia a partir da metade da década de 90 levou o crédito a assumir um papel de crescente importância nas instituições financeiras. Nesse ambiente, alguns bancos têm procurado se alinhar às melhores práticas internacionais de gestão de risco, desenvolvendo sofisticadas metodologias para medir o risco dos seus portfólios de crédito.

A evolução do processo de gestão de risco de crédito nas instituições financeiras tem sido acompanhada por uma maior ênfase na utilização de modelos quantitativos como suporte às decisões de crédito e à administração das carteiras. Um dos fatores que motiva a adoção de modelos quantitativos de risco de crédito é o interesse dos bancos em metodologias mais apuradas para determinar o montante de capital econômico que deve ser alocado para fazer frente aos riscos assumidos em seus portfólios.

Destaca-se que a alocação eficiente de capital é um dos fatores determinantes para o desempenho de uma instituição financeira. Enquanto uma capitalização excessiva prejudica o retorno para os acionistas do banco, a alocação de um montante de capital insuficiente para suportar o risco gerado pelos ativos da instituição pode comprometer a sua continuidade.

O aprimoramento das técnicas de gestão de risco de crédito também vem sendo estimulado pelo modelo regulamentar sobre requerimento de capital estabelecido pelo Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária. As regras propostas pelo Acordo da Basileia (BCBS, 1988) determinam o requerimento de capital mínimo nas instituições financeiras com base em uma sistemática de ponderação dos ativos pelo risco.

Esta estrutura regulamentar foi objeto de severas críticas por parte da indústria bancária, principalmente por não levar em consideração as diferenças na qualidade de crédito dos tomadores e o efeito da diversificação da carteira. Em consequência, o Comitê da Basileia empreendeu um processo de revisão normativo, dando origem ao Novo Acordo de Capital (BCBS, 2004). O Novo Acordo entrará em vigor em 2006 e proporcionará uma maior flexibilidade às instituições financeiras, permitindo que elas utilizem seus próprios modelos internos de avaliação de risco de crédito para o cálculo do capital regulamentar, desde que eles sejam aprovados pelas autoridades de supervisão bancária locais.

A busca das instituições pelo aprimoramento das técnicas de gestão de risco de crédito deu origem a uma demanda por novas metodologias de avaliação de risco de carteiras. Esse contexto levou ao desenvolvimento de diversos modelos de risco de portfólio no mercado internacional, incluindo aplicações proprietárias, criadas para uso interno dos bancos, e modelos para comercialização, produzidos por empresas de consultoria.

Entre os modelos que se difundiram na indústria bancária internacional, destacam-se o CreditMetrics, do banco J.P. Morgan (GUPTON *et al.*, 1997), o CreditRisk+, do Credit Suisse First Boston (CSFB, 1997), o CreditPortfolioView, da McKinsey (WILSON, 1997a e 1997b), e o KMV, da KMV Corporation (KEALHOFER; BOHN, 1993).

Os modelos de risco de portfólio têm por objetivo principal estimar a função densidade de probabilidade que define a distribuição de perdas em crédito de uma carteira. A partir da distribuição de perdas, pode ser quantificado o risco de crédito do portfólio e calculado o capital econômico a ser alocado pela instituição.

Esta dissertação tem como tema o risco de crédito em instituições financeiras. A pesquisa trata da mensuração de risco de portfólios de crédito, especificamente em relação a carteiras

compostas por créditos concedidos a empresas. O tema é abordado sob a perspectiva da gestão de risco em instituições que atuam no Brasil, portanto as características do mercado de crédito brasileiro orientam o desenvolvimento do estudo.

1.2 Objetivo do Estudo

O objetivo da presente pesquisa é desenvolver um modelo de mensuração de risco de portfólios de crédito, direcionado a carteiras compostas por créditos concedidos por instituições financeiras a empresas. Para os propósitos deste estudo, o conceito de modelo se refere ao conjunto de procedimentos empregados por uma instituição para quantificar o risco de uma carteira de ativos de crédito.

O escopo do modelo é gerar a distribuição das perdas em crédito da carteira, de forma que possam ser extraídas medidas estatísticas que quantifiquem o risco do portfólio e possa ser calculado o capital econômico que deve ser alocado pela instituição para suportar esse risco. Dessa forma, propõe-se neste trabalho um conjunto de procedimentos que tem por objetivo estimar a distribuição das perdas geradas por portfólios de crédito em instituições financeiras.

Ressalta-se que o modelo proposto não visa determinar composições eficientes para o portfólio de crédito, conforme o conceito de fronteira eficiente tratado pela teoria de carteiras (MARKOWITZ, 1952), mas sim quantificar o risco relativo a uma determinada composição de portfólio já constituída.

1.3 Justificativas

Os modelos de risco de portfólio constituem uma importante ferramenta no processo de gestão de riscos das instituições financeiras, pois possibilitam que o risco de uma carteira de crédito seja mensurado de forma agregada, considerando os efeitos da diversificação originados pela correlação entre os ativos que compõem o portfólio, além de permitir que o capital econômico seja calculado com base em uma medida estatística de risco.

Adicionalmente, os modelos de risco de portfólio podem ser utilizados para comparar o desempenho de carteiras de crédito distintas, para mensurar o risco gerado por setores econômicos, linhas de produtos e regiões geográficas, bem como para medir a contribuição de um tomador específico ou grupo de tomadores ao risco do portfólio como um todo, o que corresponde ao conceito de risco marginal.

Os principais modelos de risco de portfólio difundidos na indústria bancária internacional foram desenvolvidos em ambientes econômicos e institucionais bastante diferentes dos observados no Brasil, fazendo com que a sua aplicação no mercado de crédito brasileiro seja restrita. As limitações para utilização desses modelos no Brasil se mostram significativas especialmente em relação àqueles que se baseiam em valores de mercado, cuja implementação depende da existência de um mercado de ações líquido e abrangente e de um mercado secundário líquido para títulos de crédito.

Frente às limitações quanto à aplicação dos modelos de risco de portfólio no mercado de crédito brasileiro, a metodologia proposta neste estudo consiste em uma alternativa que permite que o risco de uma carteira seja mensurado a partir de um modelo de classificação de risco do tipo *credit scoring*, tradicionalmente utilizado por instituições financeiras no Brasil. Nessa linha, o próprio modelo estatístico utilizado no processo de análise e concessão de crédito constitui a base para a mensuração do risco do portfólio.

Assim, uma característica fundamental do modelo proposto é a sua possibilidade de aplicação plena no mercado de crédito brasileiro. Ademais, o modelo é ajustado às técnicas de avaliação de risco de crédito atualmente utilizadas no Brasil, podendo ser integrado ao processo de gestão de risco de crédito da instituição.

Destaca-se, também, que as pesquisas acadêmicas sobre mensuração de risco de crédito em nível de portfólio ainda são incipientes no Brasil, uma vez que o tema central de grande parte dos estudos sobre risco de crédito está associado ao desenvolvimento de modelos de avaliação de risco individual para tomadores e operações.

Espera-se que o modelo de mensuração de risco de portfólio desenvolvido neste trabalho contribua para o aprimoramento das técnicas de gestão de risco de crédito em instituições

financeiras e para a evolução das discussões empreendidas nos meios acadêmicos acerca deste tema.

1.4 Método de Pesquisa

Para atender aos objetivos estabelecidos no delineamento da pesquisa, o estudo foi realizado em duas etapas. Na primeira etapa foi desenvolvido um modelo de avaliação de risco de crédito do tipo *credit scoring*, enquanto na segunda etapa foram apresentados os procedimentos propostos para a mensuração de risco de portfólios de crédito.

O modelo de risco de crédito foi construído utilizando-se a técnica estatística da Regressão Logística. Esta técnica foi escolhida em função de os seus resultados poderem ser interpretados em termos de probabilidade, o que possibilita o cálculo da perda esperada em cada empresa da carteira.

O modelo foi desenvolvido com base em uma amostra de empresas de capital aberto classificadas como solventes ou insolventes. Foram consideradas insolventes as empresas que se tornaram concordatárias ou falidas no período entre 1994 e 2004. As variáveis explicativas do modelo são índices calculados a partir dos demonstrativos contábeis, que são utilizados para caracterizar a situação econômico-financeira da empresa. A validação dos resultados do modelo foi feita utilizando uma Curva ROC (OLIVEIRA; ANDRADE, 2002) e o método de múltiplas sub-amostras (LACHENBRUCH, 1967).

Na segunda etapa do estudo propõe-se uma metodologia para mensurar o risco de portfólios de crédito utilizando a técnica da simulação de Monte Carlo. Adotou-se a simulação em razão deste método ser adequado para a avaliação de portfólios formados por ativos com diversos perfis de risco, conforme sugerem Bluhm *et al.* (2003, p.40). Além disso, o método de Monte Carlo permite que a distribuição das perdas da carteira seja gerada com base em um grande número de cenários, sem depender da assunção de premissas quanto ao formato da distribuição.

O modelo estima a distribuição das perdas da carteira no horizonte de um ano, simulando cenários para a situação econômico-financeira futura das empresas que compõem o portfólio. Os cenários gerados na simulação dão origem a valores de perda para cada empresa, os quais são agregados para formar a perda de toda a carteira. Para ilustrar o processo de mensuração de risco, o modelo foi aplicado a um portfólio de crédito hipotético, construído com base no perfil de risco das operações da carteira de crédito a pessoas jurídicas do Sistema Financeiro Nacional.

Os procedimentos estatísticos foram realizados com o apoio dos softwares SPSS (SPSS INC., 2005) e @RISC (PALISADE CORPORATION, 2002).

1.5 Estrutura do Trabalho

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos. O primeiro capítulo caracteriza-se pela introdução ao tema e apresentação dos objetivos e justificativas do trabalho, bem como do método de pesquisa adotado. No capítulo 2 são abordados conceitos básicos de risco de crédito e discutidas as principais medidas utilizadas na mensuração de risco de portfólios, visando subsidiar o desenvolvimento da parte empírica do trabalho.

No capítulo 3 são descritos os quatro principais modelos de risco de portfólio utilizados no mercado mundial, KMV, CreditMetrics, CreditRisk+ e CreditPortfolioView, bem como feitas considerações acerca da aplicação desses modelos no Brasil. A parte empírica da pesquisa está disposta no capítulo 4, onde são apresentados o modelo de risco de crédito e o modelo de mensuração de risco de portfólio desenvolvidos. Por fim, o Capítulo 5 exhibe as considerações finais do estudo.

2 MENSURAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

2.1 Crédito e Risco de Crédito

O conceito de crédito pode ser definido sob diversas perspectivas. De acordo com Schrickel (2000, p.25), “Crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, após decorrido o tempo estipulado.”

Para uma instituição financeira, crédito consiste em colocar um valor à disposição de um tomador de recursos na forma de um empréstimo ou financiamento, mediante compromisso de pagamento em uma data futura. O crédito também pode se referir a uma contingência, como no caso das operações de prestação de garantias a terceiros, onde os recursos são exigidos apenas se o tomador não cumprir suas obrigações.

O conceito de crédito está relacionado à expectativa do recebimento de um valor em um determinado período de tempo. Em consequência, Caouette *et al.* (1999, p.1) definem que “[...] o risco de crédito é a chance de que esta expectativa não se cumpra.” De forma mais específica, o risco de crédito é entendido como a possibilidade de o credor incorrer em perdas, em razão de as obrigações assumidas pelo tomador não serem liquidadas nas condições pactuadas. Essas perdas podem envolver total ou parcialmente o valor do capital emprestado, além dos encargos financeiros incidentes sobre ele.

Segundo Bessis (1998, p.81): “Risco de crédito é definido pelas perdas geradas por um evento de default do tomador ou pela deterioração da sua qualidade de crédito.”¹ Há diversas situações que podem caracterizar um evento de default ou evento de inadimplência de um tomador de crédito. O autor cita como possíveis eventos de default o atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de uma cláusula contratual restritiva (*covenant*), como, por exemplo, um índice máximo de endividamento, o início de um procedimento legal como a concordata e a falência ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando

¹ “Credit risk is defined by the losses in the event of default of the borrower, or in the event of a deterioration of the borrower’s credit quality.”

o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao das suas dívidas, indicando que os fluxos de caixa esperados não serão suficientes para liquidar as obrigações assumidas (BESSIS, 1998, p.82).

A deterioração da qualidade de crédito do tomador não resulta em uma perda imediata para a instituição financeira, mas sim no incremento da probabilidade de que um evento de default venha a ocorrer. Nos sistemas de classificação de risco, as alterações na qualidade de crédito dos tomadores dão origem às chamadas migrações de risco.

Destaca-se que cada instituição financeira adota seu próprio conceito de evento de inadimplência, estando geralmente relacionado ao atraso no pagamento de um compromisso assumido pelo tomador por períodos como 60 ou 90 dias.

Em linha geral, risco se refere às situações em que podem ser determinados os possíveis resultados ou valores das variáveis envolvidas no problema, bem como as respectivas probabilidades de ocorrência. Assim, ao contrário da incerteza, o risco é definido por uma situação em que a distribuição de probabilidade dos resultados possíveis é conhecida.

Na teoria de finanças, o conceito de risco está associado à variabilidade dos resultados em relação a um valor médio esperado. Quanto maior for o grau de dispersão de uma variável em torno da média, maior será a probabilidade de que os seus resultados sejam diferentes do valor esperado e, portanto, maior será o seu risco. Quando são tomadas decisões com base no valor esperado de uma variável, a variabilidade dos seus resultados revela o risco envolvido na decisão. Uma medida estatística tradicionalmente utilizada para mensurar a dispersão de resultados é o desvio padrão.

O risco de um portfólio de crédito pode ser avaliado pela distribuição de probabilidade das perdas da carteira. Por meio dessa distribuição, são obtidas duas importantes medidas de risco de portfólio, que são a perda esperada (perda média da carteira) e a perda não esperada (variabilidade das perdas da carteira em relação à perda esperada).

O risco de crédito geralmente é avaliado a partir dos diversos fatores que o compõem. De acordo com Bessis (1998, p.81), o risco de crédito pode ser dividido em três partes: risco de default, risco de exposição e risco de recuperação. O autor comenta que o risco de default está

associado à probabilidade de ocorrer um evento de default com o tomador, o risco de exposição decorre da incerteza em relação ao valor futuro da operação de crédito, enquanto que o risco de recuperação se refere à incerteza quanto ao valor que pode ser recuperado pelo credor, no caso de um default do tomador (BESSIS, 1998, p.82-85).

O risco de exposição é baixo nas operações onde há um cronograma de amortizações fixo, entretanto pode ser significativo nas contingências e nas linhas de crédito rotativo, nas quais o tomador pode sacar os recursos conforme suas necessidades, até um determinado limite previamente estabelecido. O risco de recuperação, por sua vez, depende do tipo de evento de default e das características da operação de crédito, como valor, prazo e garantias vinculadas.

O risco de default é também tratado por “risco cliente”, pois está vinculado às características intrínsecas do tomador de crédito. Por outro lado, os riscos de exposição e de recuperação são tratados por “risco operação”, uma vez que estão associados a fatores específicos da operação de crédito.

O tipo de risco de crédito tratado neste estudo é o risco de default, já que é utilizado um modelo estatístico para mensurar a probabilidade das empresas incorrerem em um evento de default, cujo conceito adotado é o de concordata ou falência. Os riscos de exposição e de recuperação não são tratados na pesquisa, devido ao fato de inexistirem informações públicas detalhadas sobre carteiras de crédito que permitam a inclusão dessas variáveis no trabalho.

Importante destacar que o risco de crédito não está presente apenas nas operações tradicionais de concessão de crédito, mas também em outras modalidades de instrumentos financeiros nos quais existam obrigações a serem cumpridas por uma contraparte. Apesar do potencial de risco desses instrumentos, os empréstimos e financiamentos ainda são as principais fontes de risco de crédito para a maioria das instituições financeiras.

2.2 Medidas de Risco de Crédito

Mensurar risco de crédito é o processo de quantificar a possibilidade de a instituição financeira incorrer em perdas, caso os fluxos de caixa esperados com as operações de crédito

não se confirmem. Nesse sentido, a mensuração de risco de crédito está diretamente relacionada à avaliação das perdas potenciais produzidas pelas transações de crédito.

Os procedimentos de mensuração de risco de crédito envolvem a quantificação das perdas tanto em relação a tomadores e transações individuais, como para o portfólio de crédito como um todo. A mensuração do risco de tomadores e operações é utilizada como suporte aos processos de análise e concessão de crédito das instituições. A mensuração do risco do portfólio, por sua vez, está associada principalmente às atividades de gestão de risco de crédito e alocação de capital.

De acordo com o Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária (BCBS, 1999, p.16), “Em geral, a perda de um portfólio de crédito é definida pela diferença entre o valor atual da carteira e o seu valor futuro ao final de um horizonte de tempo.”² Nesse sentido, as perdas estão relacionadas ao valor futuro do portfólio de crédito, que depende da ocorrência ou não de eventos de default e de mudanças na qualidade de crédito dos tomadores durante o período de avaliação.

2.2.1 Perda Esperada

Dois importantes conceitos utilizados na mensuração de risco de crédito são a perda esperada (*Expected Loss – EL*) e a perda não esperada (*Unexpected Loss – UL*). A perda esperada pode ser definida como a estimativa estatística da média das perdas do portfólio e representa, em outras palavras, a perda que a instituição financeira espera incorrer em uma carteira de crédito ao longo de um determinado período.

Segundo Matten (2000, p.188), os componentes fundamentais para a estimação da perda esperada de um portfólio são a frequência esperada de inadimplência, que se refere à probabilidade de default associada ao devedor, o valor da exposição no momento do default e a parcela da exposição que poderá ser recuperada após a ocorrência do default. Assim, os procedimentos de mensuração de risco de crédito envolvem a quantificação dos seus três

² “In general, a portfolio’s credit loss is defined as the difference between (a) the portfolio’s current value and (b) its future value at the end of some time horizon.”

parâmetros principais, que são o risco de default, o risco de exposição e o risco de recuperação.

A combinação do risco de exposição e do risco de recuperação leva ao conceito de perda em caso de inadimplência (*Loss Given Default - LGD*), também chamado de severidade das perdas. A perda em caso de inadimplência descreve o montante que a instituição espera perder caso ocorra um evento de default, sendo dada pelo valor da exposição no momento da inadimplência (*Exposure*), deduzida da taxa de recuperação (*Recovery Rate*):

$$LGD = Exposure \times (1 - Recovery Rate)$$

Em seqüência, a perda esperada (*Expected Loss - EL*) pode ser obtida pelo produto entre a probabilidade de default (*Default Probability - DP*) e a perda em caso de inadimplência (*Loss Given Default - LGD*):

$$EL = DP \times LGD$$

A perda em caso de inadimplência é uma variável de difícil mensuração, pois depende de um conjunto de fatores que caracterizam a operação de crédito, como o tipo de produto (linha de crédito), as garantias vinculadas e a sua “senioridade”³. Além disso, como o processo de recuperação muitas vezes implica na adoção de procedimentos judiciais, a estimação da perda em caso de inadimplência deve considerar também o tempo despendido até a recuperação da perda e os custos envolvidos no processo.

A avaliação dos parâmetros que influenciam a perda em caso de inadimplência usualmente é feita a partir dos dados históricos armazenados pelas instituições. Entretanto, segundo relatório do *Federal Reserve System Task Force on Internal Credit Risk Models*⁴ (1998, p.26), a estimação das perdas em caso de inadimplência para os portfólios de crédito de médias e grandes empresas é bastante imprecisa, uma vez que o número de defaults desse tipo de tomador é reduzido.

³ A “senioridade” (*seniority*) de um crédito se refere à prioridade de liquidação que este tem sobre aqueles desprovidos de privilégio ou com privilégio inferior.

⁴ A Força-Tarefa sobre Modelos Internos de Risco de Crédito foi criada em abril de 1996 pelo Federal Reserve para avaliar o potencial uso pelos bancos dos modelos internos de risco de crédito e alocação de capital.

Em razão da dificuldade de se mensurar precisamente as perdas em caso de inadimplência, muitos modelos de risco de crédito assumem premissas simplificadoras quanto às suas distribuições de probabilidade. Segundo o Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária (BCBS, 1999, p.36), em alguns modelos, as perdas em caso de inadimplência são tratadas como determinísticas e antecipadamente conhecidas, enquanto em outros elas são tratadas como variáveis aleatórias.

O risco de default constitui a principal variável do processo de modelagem de risco de crédito, podendo ser genericamente definido como a incerteza em relação à capacidade do devedor honrar seus compromissos de dívida. O risco de default é medido pela probabilidade de que ocorra um evento de default ao longo de um determinado período. Se o conceito de evento de default utilizado pela instituição for, por exemplo, o da concordata ou falência, o risco será medido calculando-se a probabilidade do tomador falir ou se tornar concordatário no período considerado.

2.2.2 Perda não Esperada

As perdas efetivas ocorridas em um portfólio de crédito nem sempre são iguais aos valores médios esperados. As perdas em crédito são proporcionais às taxas de default, que podem variar ao longo do tempo em razão de alterações na qualidade de crédito dos tomadores. Se a variabilidade das taxas de default for elevada, as perdas do portfólio poderão apresentar um desvio significativo em relação ao valor esperado.

Nesse sentido, enquanto a perda esperada constitui uma estimativa para a média das perdas do portfólio, as perdas não esperadas compreendem o desvio que as perdas efetivas podem ter em relação aos valores esperados. De forma simplificada, a perda não esperada é definida como uma incerteza em relação à perda esperada.

Segundo Gupton *et al.* (1997, p.61), um dos fatores que podem explicar a variabilidade das perdas ao longo do tempo é a influência do ciclo econômico no comportamento das taxas de inadimplência, uma vez que a quantidade de defaults nos períodos de recessão tende a ser maior do que nos períodos de crescimento da economia.

Ainda que um portfólio de crédito apresente uma perda esperada da ordem de 3%, por exemplo, uma possível deterioração na qualidade de crédito dos tomadores poderia elevar as perdas efetivas para 4%, 5% ou até valores superiores. Quanto maior a probabilidade das perdas efetivas sofrerem um incremento em relação ao valor esperado, maior o risco da carteira. Em consequência, a perda não esperada constitui a principal medida para risco de portfólio e é, em última análise, a variável que os modelos de risco de crédito buscam quantificar.

O Gráfico 1 ilustra a volatilidade das perdas em crédito ao longo do tempo.

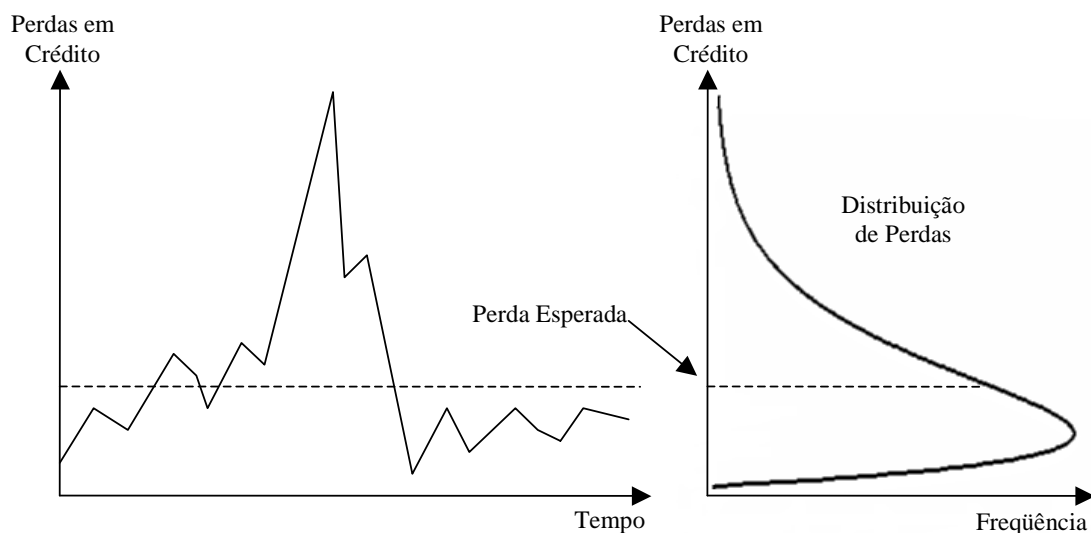


Gráfico 1 – Volatilidade das Perdas em Crédito

FONTE: Adaptado de GARSIDE *et al.*, 1999

Bessis (1998, p.69) comenta que as instituições financeiras devem se proteger em relação às perdas esperadas efetuando provisões para risco de crédito, enquanto que a proteção contra as perdas não esperadas deve ser realizada por meio de alocação de capital. Além disso, como as perdas esperadas fazem parte dos negócios normais de crédito, elas podem ser incluídas nas taxas cobradas nas operações (“precificadas”⁵). Nesse sentido, as instituições exigiriam dos tomadores com qualidade de crédito ruim um prêmio pelo risco superior ao cobrado dos devedores que tivessem boa qualidade de crédito. Para Garside *et al.* (1999, p.2), como as

⁵ Nesta pesquisa, emprega-se o neologismo “precificar”, derivado do termo inglês “pricing”, com o sentido de “apreçar”, uma vez que aquele termo é amplamente utilizado no mercado financeiro.

perdas esperadas podem ser antecipadas, elas devem ser consideradas como um custo do negócio e não como um risco financeiro.

2.3 Distribuição de Perdas em Crédito

A distribuição das perdas constitui um elemento fundamental para o gerenciamento de risco de crédito. A partir da distribuição das perdas de um portfólio, podem ser obtidas as variáveis que medem o risco que aquela carteira oferece à instituição, como a perda esperada e a perda não esperada, e calculado o capital necessário para fazer face a esse risco.

O objetivo principal de um modelo de risco de portfólio é estimar a função densidade de probabilidade das perdas de uma carteira de crédito. Para um determinado horizonte de tempo, a função densidade de probabilidade define as perdas potenciais de uma carteira de crédito e suas respectivas probabilidades. Uma propriedade importante da função é que a probabilidade das perdas superarem um determinado valor é dada pela área sob a curva à direita deste ponto.

As distribuições de perdas em crédito são caracterizadas pela sua forma não normal, apresentando assimetria positiva e cauda longa. O formato da distribuição reflete a elevada probabilidade das perdas do portfólio serem relativamente pequenas e a reduzida probabilidade das perdas serem expressivas. Mausser e Rosen (1999, p.36) comentam que “[...] a cauda direita longa da distribuição reflete as perdas pouco frequentes porém substanciais sofridas pela instituição quando ocorre o default de um tomador.”⁶

Segundo o Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária (BCBS, 1999, p.26), ainda não há um consenso na indústria bancária sobre uma forma padrão para a função densidade de probabilidade das perdas em crédito, ao contrário do que se verifica nos modelos de risco de mercado, onde a distribuição normal é frequentemente utilizada como padrão.

O Gráfico 2, a seguir, ilustra a distribuição de perdas de um portfólio de crédito.

⁶ “[...] *the long right tail reflects the infrequent, but substantial, losses that can occur when an obligor defaults.*”

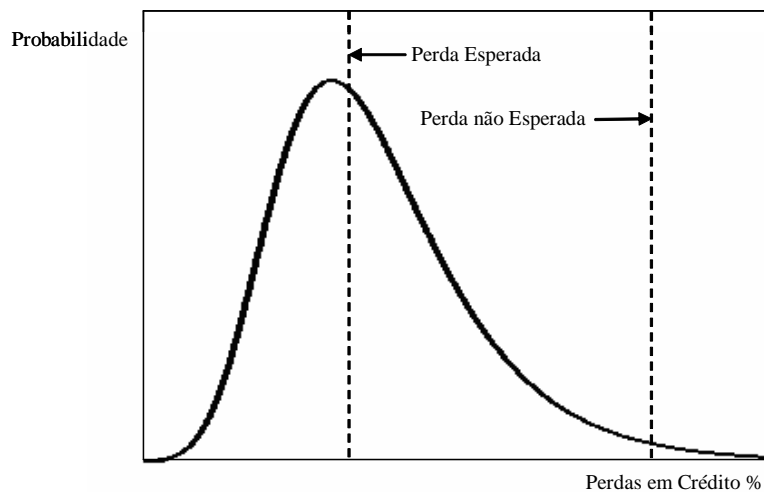


Gráfico 2 – Distribuição de Perdas em Crédito

Existem essencialmente dois métodos que podem ser utilizados para se obter a distribuição de perdas de um portfólio de crédito: a aproximação analítica e a simulação de Monte Carlo.

No método da aproximação analítica, ou aproximação média-variância, assume-se que a distribuição das perdas do portfólio pode ser satisfatoriamente aproximada por alguma distribuição de probabilidade teórica parametrizada por sua média e desvio padrão. Em seqüência, as medidas de risco como a perda esperada e a perda não esperada são obtidas a partir da distribuição aproximada, sendo que a última é calculada como um múltiplo do desvio padrão da primeira.

Segundo Bluhm *et al.* (2003, p.40), o método da aproximação analítica produz bons resultados quando aplicado a portfólios homogêneos. O autor caracteriza um portfólio homogêneo como aquele no qual as transações têm perfis de risco comparáveis e cita, como exemplo, carteiras onde não existem concentrações, as probabilidades de default variam dentro de uma faixa moderada e o número de setores econômicos e países dos tomadores é pequeno. Por outro lado, para os portfólios compostos por transações com características de risco diferentes, os resultados obtidos com a aproximação analítica não são muito confiáveis.

No método da simulação de Monte Carlo, constrói-se uma distribuição empírica das perdas da carteira, por meio da simulação das variáveis de entrada do modelo de risco de crédito utilizado pela instituição. Esse método permite que a avaliação das perdas seja feita considerando um grande número de cenários, sem depender da assunção de premissas quanto ao formato e aos parâmetros da distribuição não conhecida. O resultado da simulação pode ser uma distribuição totalmente diferente das distribuições teóricas conhecidas.

A partir da distribuição empírica das perdas do portfólio, podem ser extraídas a perda esperada e a perda não esperada da carteira. Nesse caso, a perda não esperada geralmente é obtida diretamente como um quantil superior da distribuição.

Bluhm *et al.* (2003, p.40) comentam que a simulação de Monte Carlo representa o “estado da arte” na modelagem de risco de crédito e que a principal vantagem da utilização desta técnica é que ela captura as correlações inerentes ao portfólio, além de levar em conta as diferenças entre as transações que compõem a carteira.

2.4 Alocação de Capital Econômico para Risco de Crédito

O principal instrumento utilizado pelas instituições financeiras para se protegerem contra uma situação de insolvência é a alocação de capital. Nesse contexto, Saunders (2000a, p.391) afirma que a primeira função do capital de uma instituição é absorver as perdas não esperadas geradas pelos seus ativos e garantir sua continuidade.

Os portfólios de crédito normalmente apresentam um forte potencial de gerar perdas não esperadas para as instituições, devido às alterações que podem ocorrer na qualidade de crédito dos devedores ao longo do tempo. Ainda que no processo de análise de crédito a instituição consiga avaliar adequadamente o risco do tomador, uma deterioração na sua situação financeira durante a vigência da operação pode dar origem a perdas substancialmente superiores aos valores previstos inicialmente.

Nessa ordem, a alocação de capital especificamente para risco de crédito ganha especial atenção no processo de gestão de riscos da instituição. Segundo Jones e Mingo (1998, p.54), o

capital estimado para suportar a exposição do banco ao risco de crédito em seus ativos é chamado de capital econômico.

A estimativa do capital econômico que deve ser alocado para fazer frente ao risco de crédito é feita a partir da função densidade de probabilidade que define as perdas em crédito do portfólio. Dessa maneira, o processo de alocação de capital econômico exige que o risco de crédito seja mensurado em relação ao portfólio como um todo e não apenas quanto às transações e tomadores individuais. Esse aspecto ressalta a importância dos modelos de portfólio na gestão de risco das instituições.

A definição do montante de capital econômico a ser alocado depende da taxa de insolvência objetivada pela instituição, que é estabelecida em consonância com a classificação de risco desejada (SMITHSON, 2003, p.10). O autor comenta que muitos bancos comerciais de grande porte adotam uma taxa de insolvência objetivada de 0,03%, uma vez que esta é a taxa de default histórica das instituições que têm classificação de risco “AA”. Nesse caso, a probabilidade das perdas consumirem totalmente o capital do banco é inferior a 0,03%.

O capital econômico é então definido pela diferença entre a perda esperada do portfólio e o valor da perda relativo a um determinado quantil superior da distribuição, que está associado à taxa de insolvência objetivada. As perdas que excedem esse quantil da distribuição são chamadas de perdas excepcionais e, como não são absorvidas pelo capital econômico, levam a instituição ao default (BESSIS, 1998, p.241). Esse processo de cálculo do capital econômico para risco de crédito é similar aos métodos de *Value at Risk - VaR* utilizados na alocação de capital para risco de mercado.

O Gráfico 3, a seguir, ilustra a relação entre o capital econômico e a distribuição de perdas em crédito.

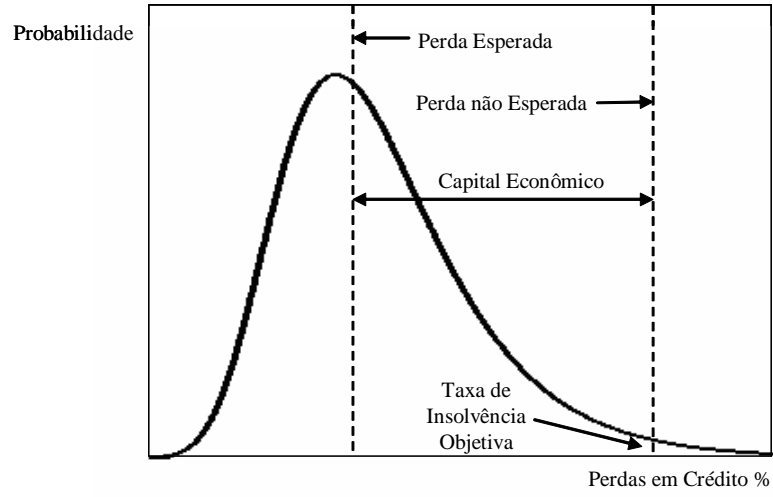


Gráfico 3 – Distribuição de Perdas em Crédito e Capital Econômico

3 PRINCIPAIS MODELOS DE RISCO DE PORTFÓLIO

O mercado financeiro internacional presenciou uma significativa evolução nas técnicas de gestão de risco de crédito ao longo da década de 90. Nesse contexto, a maior preocupação das instituições financeiras com o controle e gerenciamento eficaz do risco de suas carteiras de crédito levou a grandes avanços na área de modelagem de risco de crédito.

Diversos modelos de risco de crédito foram desenvolvidos nesse período por grandes bancos e empresas provedoras de serviços de consultoria. A principal contribuição dessas metodologias foi permitir a mensuração do risco agregado do portfólio de crédito e não apenas em relação às exposições individuais dos tomadores e transações, como nas abordagens até então utilizadas.

Alguns modelos de risco de portfólio desenvolvidos na última década se tornaram bastante difundidos na indústria bancária internacional. Entre eles, destacam-se os modelos KMV, desenvolvido pela KMV Corporation (KEALHOFER; BOHN, 1993), o CreditMetrics, desenvolvido pelo J.P. Morgan (GUPTON *et al.*, 1997), o CreditRisk+, desenvolvido pelo Credit Suisse First Boston (CSFB, 1997) e o CreditPortfolioView, desenvolvido pela McKinsey (WILSON, 1997a e 1997b).

Jackson *et al.* (1999, p. 98) comentam que os principais modelos de risco de portfólio podem ser divididos em quatro categorias: modelos baseados na abordagem de estrutura de capital da firma proposta por Merton (1974), modelos baseados em classificações de risco (*ratings*), modelos macroeconômicos e modelos atuariais. Segundo essa taxonomia, o KMV é um exemplo de modelo fundamentado no trabalho de Merton, o CreditMetrics é um modelo baseado em classificações de risco, o CreditPortfolioView é um modelo macroeconômico e o CreditRisk+ é um modelo atuarial. No restante deste capítulo, tem-se uma breve descrição dos quatro principais modelos de risco de portfólio.

3.1 Modelo KMV

O KMV é um modelo que se baseia na hipótese de que o mercado é a fonte mais eficiente de informações sobre a situação financeira da empresa. Os preços das ações negociadas no mercado refletem a expectativa dos investidores em relação à empresa e, conseqüentemente, agregam poder de previsão às estimativas do seu risco de default.

O modelo está fundamentado na abordagem de estrutura de capital da firma proposta por Merton (1974), que considera a empresa em situação de default quando o valor de mercado dos seus ativos é inferior ao das suas dívidas. A magnitude da diferença entre o valor dos ativos e o valor dos passivos determina a probabilidade de default da empresa. Assim, há uma relação entre a probabilidade de default da empresa e a estrutura dos seus ativos e do seu endividamento.

A abordagem considera que a ação da empresa representa uma opção de compra sobre os seus ativos, com preço de exercício igual ao valor das dívidas. Quando o valor dos ativos da empresa é superior ao montante dos seus passivos, há um incentivo para que os acionistas liquidem as dívidas e fiquem com os ativos restantes. Por outro lado, quando o valor dos ativos da empresa é inferior ao montante dos seus passivos, os acionistas têm um incentivo para não pagar as dívidas e entregar os ativos aos credores.

Para estimar o valor de mercado dos ativos da empresa, que não é diretamente observável, o KMV utiliza o modelo de precificação de opções de Black-Scholes (1973). Considerando o capital próprio da empresa como uma opção de compra sobre os seus ativos, são estabelecidas relações do valor das ações da firma e da sua volatilidade com o valor dos ativos, a sua volatilidade, a estrutura de capital da firma e a taxa de juros:

Valor das ações = $f(\text{valor do ativo, volatilidade do ativo, estrutura de capital, taxa de juros})$

Volatilidade das ações = $g(\text{valor do ativo, volatilidade do ativo, estrutura de capital, taxa de juros})$.

O valor dos ativos e a sua volatilidade são as únicas variáveis nessas relações que não são diretamente observáveis, portanto os seus valores implícitos podem ser determinados pela solução das equações.

O modelo KMV não considera que a empresa entra em default quando o valor dos seus ativos cai a um nível inferior ao dos seus passivos. A partir da análise de dados históricos de default, a KMV observou que a inadimplência das empresas ocorre no momento em que os ativos estão avaliados entre o valor das dívidas de curto prazo e o valor total do endividamento. Em consequência, o modelo adota como ponto de default a soma do valor do passivo de curto prazo com a metade do valor do passivo de longo prazo. Quando o valor dos ativos atinge o ponto de default, assume-se que a empresa entra em situação de inadimplência.

A distância entre o ponto de default e o valor esperado para o ativo da empresa ao final do período de avaliação corresponde ao conceito de distância ao default, que é uma medida expressa em termos de número de desvios padrão do valor do ativo. Nesse sentido, a distância ao default combina três fatores associados à empresa: o valor dos ativos, a alavancagem e o risco do negócio, este último representado pela volatilidade dos ativos. Quanto menor for a distância ao default, maior será a probabilidade da empresa não pagar suas dívidas.

A probabilidade de default da empresa, chamada de EDF (*Expected Default Frequency*), compreende a probabilidade de que o valor dos ativos se reduza a um nível inferior ao ponto de default no final do período de avaliação. Para calcular a probabilidade de default, o modelo KMV utiliza uma base de dados históricos de inadimplências, agrupando as empresas com o mesmo valor de distância ao default daquela que se deseja analisar.

Saunders (2000b, p. 24) apresenta um exemplo de cálculo da EDF empírica para uma empresa cuja distância ao default é de dois desvios padrão. Para obter a EDF, compara-se a quantidade de empresas constantes da base de dados que se tornaram inadimplentes em um ano, quando o valor dos seus ativos estava a dois desvios padrão do ponto de default, em relação à população total de empresas com o mesmo valor de distância ao default.

$$\text{EDF Empírica} = \frac{\text{Número de empresas que se tornaram inadimplentes em um ano com valores de ativos a } 2\sigma \text{ do ponto de default no início do ano}}{\text{População total de empresas com valores de ativos a } 2\sigma \text{ do ponto de default no início do ano}}$$

Para gerar a matriz de correlação entre as empresas do portfólio, o KMV utiliza um modelo de fatores. O modelo envolve um fator específico da empresa e um fator sistêmico, que é função

de aspectos associados a setores econômicos e países. A matriz é construída com base nos pesos dos fatores em cada empresa, na variância desses fatores e nas correlações entre eles.

O modelo KMV utiliza uma solução analítica para derivar a distribuição de perdas do portfólio, assumindo, sob determinadas premissas simplificadoras, que as perdas seguem uma distribuição normal invertida. A perda esperada do portfólio é definida pela diferença entre o valor livre de risco da carteira, considerando a inexistência de inadimplências, e o seu valor de mercado. O portfólio é avaliado por um modelo de precificação baseado na abordagem de avaliação neutra a risco.

3.2 Modelo CreditMetrics

O CreditMetrics é um modelo baseado em valores de mercado, que associa as perdas da carteira de crédito à ocorrência de eventos de default e de migrações nas classificações de risco dos devedores. O modelo visa estimar a distribuição dos valores do portfólio de crédito em um dado horizonte de tempo.

Na abordagem do CreditMetrics, o valor de cada ativo da carteira é determinado de acordo com a classificação de risco de crédito (*rating*) do devedor. Esta classificação pode ser gerada por agências de *rating* externas ou pelo próprio modelo interno utilizado pela instituição. A partir da matriz de migração das classificações dos tomadores, obtém-se a probabilidade de os devedores com um dado *rating* inicial migrarem para outras classes de risco ao final do período de avaliação, que geralmente é de um ano. O modelo assume que todos os devedores de uma classe de risco têm a mesma probabilidade de inadimplência e de migração.

A Tabela 1, a seguir, mostra um exemplo de matriz de migração para um sistema com sete classes de risco. A matriz apresenta as transições das classificações de risco dos devedores durante o período de um ano. Verifica-se, segundo os dados da tabela, que a probabilidade de um devedor classificado com *rating* “BB” manter-se nesta classe ao final de um ano é de 80,53%, enquanto que a probabilidade da sua classificação migrar para o *rating* “B” é de 8,84%. Em relação ao estado de default, a probabilidade de um crédito classificado inicialmente como “BB” migrar para esta situação é de 1,06%.

Tabela 1 – Exemplo de Matriz de Migração

Rating Inicial	Rating ao final de um ano (%)							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AAA	90,81	8,33	0,68	0,06	0,12	0,00	0,00	0,00
AA	0,70	90,65	7,79	0,64	0,06	0,14	0,02	0,00
A	0,09	2,27	91,05	5,52	0,74	0,26	0,01	0,06
BBB	0,02	0,33	5,95	86,93	5,30	1,17	0,12	0,18
BB	0,03	0,14	0,67	7,73	80,53	8,84	1,00	1,06
B	0,00	0,11	0,24	0,43	6,48	83,46	4,07	5,20
CCC	0,22	0,00	0,22	1,30	2,38	11,24	64,86	19,79

FONTE: GUPTON *et al.*, 1997, p.20.

No modelo CreditMetrics, os créditos do portfólio são avaliados descontando-se os seus fluxos de caixa futuros pelas taxas extraídas da curva a termo (curva de *spread*) dos títulos *zero-coupon* de tomadores de mesma classificação de risco. Para cada classe de risco é especificada uma determinada curva de *spread*, assim as taxas de desconto são ajustadas ao nível de risco dos devedores e ao prazo das operações.

As migrações das classificações de risco ocorridas no período de avaliação impactam as taxas de desconto do fluxo remanescente da operação e, conseqüentemente, alteram o valor do crédito. Um rebaixamento da classificação de risco do tomador leva ao aumento do prêmio exigido (*spread*) e à redução do valor do crédito para a instituição, enquanto uma migração do tomador para uma classe de risco superior reduz o prêmio exigido e aumenta o valor do crédito. No caso específico de uma migração para o estado de default, o valor do crédito é definido pela taxa de recuperação em relação ao valor da exposição.

A partir da probabilidade de migração do crédito para outras classes de risco e das curvas de *spread* em cada classe, são apurados os valores esperados do crédito ao final do período de avaliação em relação aos diversos *ratings*, bem como a média e a volatilidade desses valores. Assumindo-se a hipótese de que os valores seguem uma distribuição normal, o valor em risco de um crédito individual (*Value at Risk – VaR*) pode ser obtido por um número de desvios padrão em torno da média esperada, dado um certo intervalo de confiança.

A Tabela 2, a seguir, apresenta os valores de um crédito classificado originalmente como “BBB”, em relação a cada uma das classes de risco em que ele pode estar ao final de um ano, bem como a média e o desvio padrão desses valores.

Tabela 2 – Distribuição do valor de um crédito BBB devido a mudanças no seu *rating*

<i>Rating</i> ao final do período	Probabilidade do estado (%)	Valor do crédito (\$)	Valor ponderado pela probabilidade (\$)	Diferença entre o valor e a média (\$)	Quadrado da diferença ponderado pela probabilidade (\$)
AAA	0,02	109,37	0,02	2,28	0,0010
AA	0,33	109,19	0,36	2,10	0,0146
A	5,95	108,66	6,47	1,57	0,1474
BBB	86,93	107,55	93,49	0,46	0,1853
BB	5,30	102,02	5,41	(5,06)	1,3592
B	1,17	98,10	1,15	(8,99)	0,9446
CCC	0,12	83,64	0,10	(23,45)	0,6598
Default	0,18	51,13	0,09	(55,96)	5,6358
		Média =	107,09	Variância =	8,9477
				Desvio padrão =	2,99

FONTE: GUPTON *et al.*, 1997, p.28.

A estimação do valor em risco do portfólio como um todo exige que sejam avaliados os movimentos conjuntos de alteração na qualidade de crédito dos devedores, o que implica no cálculo das probabilidades de migração conjunta para todos os pares de ativos da carteira. Como a qualidade de crédito dos tomadores é afetada, em parte, pelos mesmos fatores macroeconômicos, os *ratings* finais dos devedores não são independentes. Assim, a estimação da matriz de migração conjunta envolve a inclusão de uma medida de dependência entre a qualidade de crédito dos tomadores.

Para determinar a classificação de risco que os devedores da carteira terão ao final do período de avaliação, o modelo CreditMetrics se baseia na abordagem de Merton (1974), que é ampliada para considerar não apenas a situação de default, mas também outros estados de qualidade de crédito representados pelas diversas classes de risco. O modelo associa as variações do valor de mercado dos ativos da empresa às migrações entre as classes de risco, sendo que a variação do valor das ações da empresa é utilizada como *proxy* para a variação do valor de mercado dos seus ativos, já que este não é diretamente observável.

O CreditMetrics assume que a variação do valor das ações de uma empresa segue uma distribuição normal de probabilidade. Em seqüência, são especificadas faixas na distribuição para representar as classes de risco e o estado de default, relacionando a variação do valor das ações às migrações de risco. Os limites que definem as faixas na distribuição são estabelecidos por meio das probabilidades da matriz de migração.

No caso de um crédito classificado inicialmente como “BBB”, a probabilidade do *rating* deste tomador migrar para o estado de default é 0,18%, portanto o limite que define esta faixa na distribuição é o ponto no qual a área sob a curva à esquerda da linha por ele indicada é igual a 0,18%. Do mesmo modo, o limite que define a faixa relativa ao *rating* “CCC” é aquele cuja área entre a linha por ele indicada e a da faixa de default é de 0,12%.

O Gráfico 4 ilustra a distribuição das variações do valor das ações de uma empresa classificada como “BBB”, com os limites indicativos das diversas classes de risco.

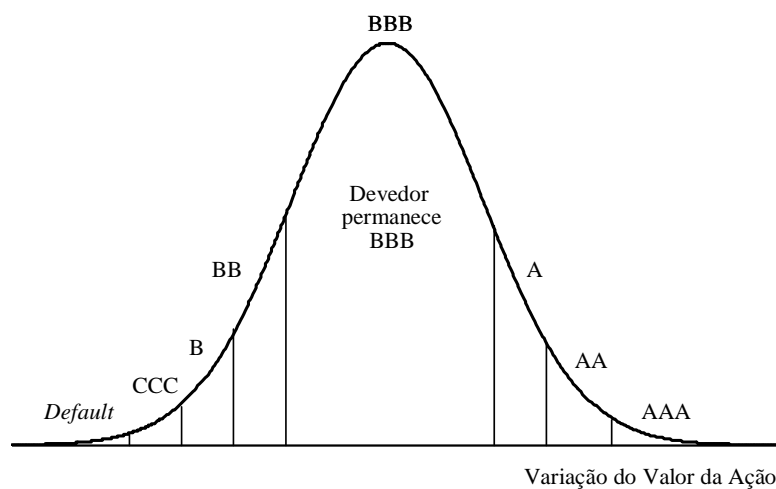


Gráfico 4 – Distribuição do valor das ações para créditos de *rating* BBB

FONTE: Adaptado de GUPTON *et al.*, 1997, p.37.

Para gerar a distribuição dos valores do portfólio, o CreditMetrics utiliza a simulação de Monte Carlo, gerando cenários para os preços das ações dos devedores da carteira. A cada cenário gerado, os preços das ações são mapeados para os *ratings* correspondentes e, de acordo com as curvas de *spread* de cada classe de risco, o portfólio é reavaliado. O processo é repetido milhares de vezes, possibilitando a construção da distribuição de probabilidade das perdas do valor do portfólio, a partir da qual se pode calcular o valor potencial de perda da carteira para um nível de confiança definido.

No processo de simulação são gerados cenários correlacionados para os preços das ações dos devedores da carteira. Para simplificar a construção da matriz de correlações, as empresas do portfólio são mapeadas segundo os seus setores econômicos e países de atuação, de forma que

as correlações entre elas sejam obtidas por meio de índices de ações específicos para os setores e países considerados.

A Ilustração 1 apresenta a estrutura geral do modelo CreditMetrics.

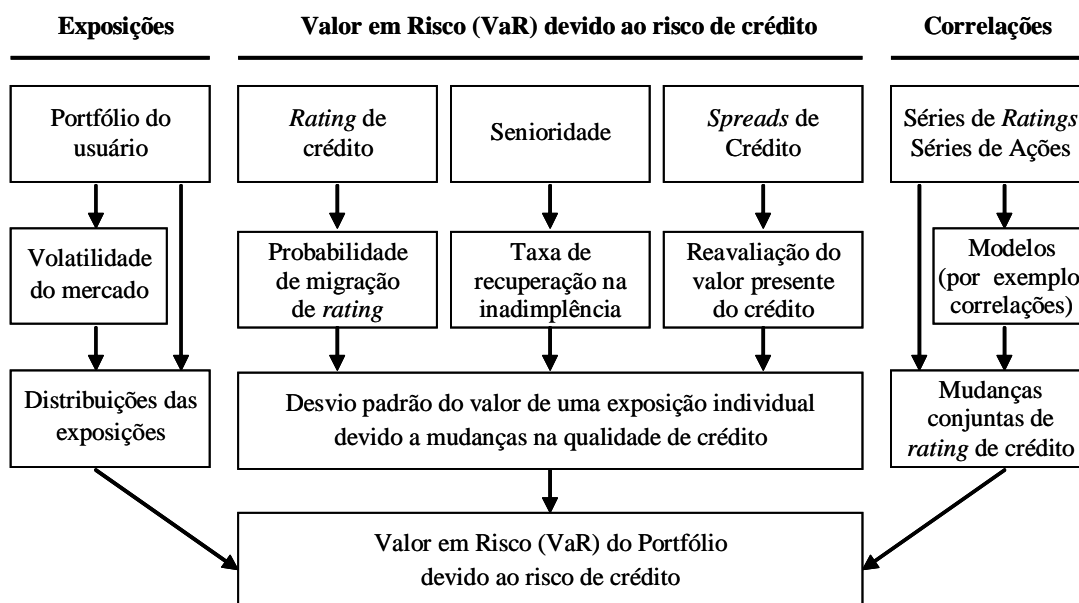


Ilustração 1 – Estrutura do modelo CreditMetrics

FONTE: GUPTON *et al.*, 1997, p.41.

3.3 Modelo CreditRisk+

O CreditRisk+ é um modelo de risco de crédito que utiliza as técnicas analíticas aplicadas na indústria de seguros. O modelo considera que o devedor pode assumir apenas dois estados ao final do horizonte de avaliação: adimplente ou inadimplente. Diferentemente do modelo CreditMetrics, as perdas decorrentes das migrações das classificações de risco dos devedores para classes de risco inferiores não são modeladas explicitamente no CreditRisk+.

O modelo não assume nenhum pressuposto em relação às causas do default. Segundo o documento técnico do CreditRisk+ (CSFB, 1997, p.7), esta abordagem reduz o erro potencial do modelo, além de permitir que seja obtida uma solução analítica para a distribuição das perdas da carteira. As taxas de default são modeladas como variáveis aleatórias contínuas.

Na metodologia do Creditrisk+, o default é considerado como um evento raro. Dada uma exposição a um grande número de tomadores na carteira, o modelo assume a premissa de que a probabilidade de default de um devedor em particular é pequena e independente em relação ao default dos demais devedores do portfólio. Dessa forma, a distribuição de probabilidade do número de eventos de default em uma carteira pode ser aproximada por uma distribuição de Poisson.

O objetivo do modelo Creditrisk+ é gerar a distribuição de probabilidade das perdas do portfólio de crédito. Para isso, os créditos da carteira são agrupados em faixas de exposição e as exposições são expressas na forma de múltiplos inteiros de uma unidade de valor. Esse agrupamento dos créditos da carteira em faixas de exposição permite uma significativa redução no volume de dados a serem processados.

O valor da exposição de cada devedor é ajustado por uma taxa de recuperação previamente definida, dando origem à perda em caso de inadimplência (*Loss Given Default – LGD*). No CreditRisk+, as taxas de recuperação não são modeladas explicitamente, sendo consideradas como variáveis exógenas ao modelo.

O CreditRisk+ considera a existência de fatores de risco sistêmico que podem afetar de maneira semelhante os devedores da carteira. Os fatores de risco estão associados ao estado da economia e tornam os eventos de default correlacionados, apesar de não existir uma relação de causalidade entre eles. Assim, em períodos de expansão econômica, o índice médio de default é menor do que nos períodos de retração da economia. Na abordagem do CreditRisk+, a influência dos fatores sistêmicos sobre as taxas de default não é incorporada utilizando as correlações entre os devedores como variáveis de entrada no modelo, mas sim por meio das volatilidades das taxas de default.

O modelo CreditRisk+ pode ser aplicado com diferentes níveis de complexidade. Saunders (2000b, p.76) comenta que, no modelo estendido, são considerados três tipos de incerteza: a incerteza quanto ao índice de default, a incerteza em relação à severidade da perda e a incerteza quanto ao próprio índice médio de default, que pode variar ao longo do tempo. A distribuição de probabilidade da taxa de default é modelada no CreditRisk+ por meio de uma distribuição Gamma.

Na estimação da distribuição de perdas da carteira, cada faixa de exposição é tratada como um portfólio específico. Para cada faixa de exposição, é derivada uma função de geração de probabilidade (*Probability Generating Function – PGF*). A PGF de todo o portfólio é obtida pelo produto das PGFs individuais de cada faixa de exposição, considerando as faixas como independentes. A partir desta PGF, deriva-se a distribuição de perdas do portfólio, na qual as perdas são expressas em termos de unidades de valor de exposição.

O CreditRisk+ também permite que seja avaliado o efeito da diversificação do portfólio. Para isso, a carteira é segmentada em setores, onde cada setor engloba um conjunto de devedores homogêneos que estão sujeitos à influência de um mesmo fator de risco sistêmico. Nesse sentido, os devedores que pertencem a setores distintos são afetados de maneira diferente pelos fatores de risco e, conseqüentemente, a alocação das exposições a diversos setores leva à diversificação da carteira. Esses setores podem ser constituídos segundo os países ou os segmentos de atuação dos devedores.

3.4 Modelo CreditPortfolioView

O CreditPortfolioView é um modelo de risco de crédito que associa as probabilidades de default e de migração das classificações de risco dos devedores aos ciclos econômicos. O modelo não considera que as matrizes de migração são estacionárias, mas sim que elas variam ao longo do tempo, de acordo com o estado da economia.

As probabilidades de default dos devedores são mais elevadas nos períodos de recessão da economia do que nos de expansão econômica e, conseqüentemente, as probabilidades de migração das classificações de risco dos devedores para níveis inferiores de *rating* também são maiores naquela situação. Esta constatação é especialmente importante nos créditos de baixa qualidade, que são mais sensíveis a variações dos fatores macroeconômicos. Nesse sentido, os ciclos de crédito estão diretamente relacionados com os ciclos da economia.

O CreditPortfolioView simula as distribuições de probabilidade de default ou de migração de *rating*, condicionalmente a fatores macroeconômicos como taxa de desemprego, crescimento

do PIB, taxa de juros, taxa de câmbio e gastos do governo. O modelo agrupa os devedores da carteira em segmentos, que podem ser definidos segundo países, setores econômicos e classes de risco.

Para gerar a distribuição de perdas do portfólio de crédito, o primeiro procedimento consiste em determinar o estado da economia, o que é feito por meio da simulação das variáveis macroeconômicas. Como exemplo, poderiam ser considerados três possíveis cenários para a economia: expansão (crescimento do PIB), recessão (decréscimo do PIB) e estagnação (crescimento nulo do PIB).

Os estados da economia são então traduzidos em probabilidades de default ou de migração condicionais para cada segmento de devedores. Nos segmentos com betas elevados, as probabilidades de default são muito sensíveis a alterações da economia, enquanto nos segmentos com betas baixos as probabilidades de default são pouco sensíveis a flutuações macroeconômicas.

No CreditPortfolioView, as probabilidades de default são modeladas como uma função *logit*, na qual a variável dependente é a probabilidade de default dos devedores de um determinado segmento e a variável independente é um índice macroeconômico específico para aquele segmento. O modelo é definido pela seguinte expressão:

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}}$$

onde $P_{j,t}$ é a probabilidade de default para os devedores do segmento j no período t e $Y_{j,t}$ é o índice macroeconômico derivado de um modelo econométrico:

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t}$$

onde $Y_{j,t}$ é o valor do índice macroeconômico para o segmento j no período t ; β_j são os coeficientes estimados para o segmento j ; $X_{j,t}$ são os valores das variáveis macroeconômicas para o período t e $v_{j,t}$ é o termo de erro, assumido como normalmente distribuído.

O CreditPortfolioView considera que as variáveis macroeconômicas são determinadas pelo seu comportamento histórico e são sensíveis a choques aleatórios no sistema econômico. Dessa forma, os índices macroeconômicos são avaliados por meio de modelos autoregressivos de segunda ordem. Destaca-se que o modelo econométrico pode ser especificado em relação a países ou setores econômicos, dependendo da disponibilidade de dados quanto às variáveis macroeconômicas.

Utilizando uma abordagem de simulação de Monte Carlo, são gerados cenários para os termos de erro dos modelos e derivadas estimativas para os índices macroeconômicos e para a probabilidade de default dos segmentos. As taxas de default simuladas dão origem a valores de perda para os segmentos, os quais são ponderados pela proporção da exposição da carteira em cada segmento, formando a distribuição de perda do portfólio.

3.5 Aplicação dos Modelos de Portfólio no Brasil

Os principais modelos de risco de portfólio difundidos na indústria bancária internacional foram desenvolvidos em ambientes econômicos e institucionais bastante diferentes dos observados no Brasil. As hipóteses assumidas por essas metodologias quanto às variáveis de risco, bem como os dados de entrada exigidos pelos modelos, são ajustados às características dos mercados nos quais eles foram concebidos. Em consequência, a aplicação extensiva desses modelos no mercado de crédito brasileiro é bastante restrita.

O KMV é um modelo baseado em dados de mercado, que utiliza o valor das ações da empresa para estimar o valor de mercado dos seus ativos. A aplicação do modelo KMV no mercado de crédito brasileiro é limitada devido ao reduzido número de empresas com ações negociadas em bolsas de valores. Além desse aspecto, Chaia (2003, p.80) comenta que a KMV Corporation possui uma grande base de dados de EDFs para o mercado norte-americano, entretanto os dados relativos a países como o Brasil são bem mais restritos devido ao estágio de desenvolvimento dos mercados acionários.

O CreditMetrics é um modelo também baseado em dados de mercado. O modelo utiliza as variações no valor das ações para obter variações simuladas nas classificações de risco dos

devedores, bem como os *spreads* dos títulos emitidos pelas empresas para determinar o valor dos créditos do portfólio. Dessa forma, a aplicação dessa abordagem no Brasil é limitada devido à ausência de um mercado de ações abrangente e de um mercado secundário líquido de títulos de crédito.

O modelo CreditPortfolioView utiliza variáveis macroeconômicas para gerar uma expectativa futura de taxa de default para cada segmento da carteira. A aplicação do modelo exige uma série longa de observações de taxa de default e de índices macroeconômicos relativa aos diversos segmentos. Sua maior dificuldade de implementação no Brasil reside na grande quantidade de dados necessária para a estruturação dos impactos macroeconômicos na carteira de crédito.

Em comparação com as demais metodologias, o CreditRisk+ exige uma pequena quantidade de parâmetros de entrada, o que o torna um modelo de maior aplicabilidade no mercado de crédito brasileiro. Apesar disso, o modelo assume a hipótese de que as taxas de default são baixas, o que pode não ser válido para o mercado brasileiro. Em relação a esse aspecto, Andrade (2004, p.39) ressalta que o emprego de um método de solução baseado em simulação de Monte Carlo permite que a premissa de que o default é um evento raro seja relaxada.

4 MENSURAÇÃO DE RISCO DE PORTFÓLIO

4.1 Modelo de Risco de Crédito

Conforme destacado no primeiro capítulo do trabalho, o objetivo desta pesquisa é desenvolver um modelo de mensuração de risco de portfólio, direcionado a carteiras compostas por créditos concedidos por instituições financeiras a empresas. O escopo do modelo é gerar a distribuição de probabilidade das perdas em crédito da carteira, a partir da qual podem ser extraídas medidas de risco, como a perda esperada e a perda não esperada, e calculado o capital econômico a ser alocado pela instituição.

O modelo de risco de portfólio proposto tem como ponto de partida um modelo de classificação de risco de crédito do tipo *credit scoring*. Os modelos de *credit scoring* são aqueles que geram, a partir de um conjunto de características do devedor, uma pontuação (escore) que representa a expectativa de risco de default associada a esse tomador. Uma forma comum de expressar essa expectativa de risco é por meio da probabilidade de default obtida em um modelo de regressão logística.

O primeiro elemento a ser definido na construção de um modelo de *credit scoring* é o tipo de evento de default que se deseja prever. Na presente pesquisa, o conceito de evento de default adotado foi o início de um procedimento legal de concordata ou falência. Nesse contexto, a ocorrência de um evento de default, caracterizado pela concordata ou falência da empresa, leva a instituição credora a incorrer em perdas em sua carteira de crédito. Esse conceito de evento de default foi adotado em razão de se tratar de um tipo de informação disponível publicamente e de ser suficiente para atender aos propósitos do estudo.

No desenvolvimento do modelo de risco de crédito, são identificadas as variáveis estatisticamente significantes para classificar as empresas segundo o seu risco de default. As variáveis consideradas no modelo são de natureza quantitativa e estão associadas à situação econômico-financeira das empresas. Essas variáveis têm comportamento futuro incerto e constituem os dados de entrada para a geração da distribuição simulada das perdas da carteira.

O horizonte de tempo considerado na classificação dos devedores segundo o seu risco de default é de um ano. Dessa maneira, o modelo de risco de crédito fornece, a partir de determinados aspectos que caracterizam a situação econômico-financeira da empresa, a probabilidade da companhia falir ou se tornar concordatária ao longo de um ano. Em outras palavras, o modelo quantifica o risco de default da empresa.

4.1.1 Amostra de Empresas

O modelo de risco de crédito foi desenvolvido a partir de uma amostra composta por empresas categorizadas como solventes ou insolventes. A insolvência se refere à incapacidade da empresa liquidar suas obrigações, sendo traduzida pelos eventos da concordata e da falência. Dessa forma, o termo insolvente é utilizado para fazer referência a uma empresa em processo de concordata ou falência.

Destaca-se que, neste estudo, a severidade das perdas está sendo considerada idêntica para todas as empresas. Em consequência, para os objetivos da pesquisa, não há diferença entre concordata e falência, ambas levando à perda de todo o valor da exposição por parte da instituição credora.

A população de estudo da qual a amostra foi selecionada compreende as empresas de capital aberto não financeiras, com papéis listados na Bolsa de Valores do Estado de São Paulo (Bovespa). Delimitou-se o período da pesquisa entre os anos de 1994 e 2004, sendo estabelecido o primeiro como ponto de corte temporal em razão das mudanças estruturais ocorridas no ambiente macroeconômico brasileiro neste período.

O primeiro procedimento para a seleção da amostra foi a identificação das empresas insolventes. A partir dos relatórios Boletim Diário de Informações - BDI e Suplemento de Orientação, publicados pela Bovespa, foram identificadas as empresas que tiveram ações negociadas como concordatárias entre 1994 e 2004. Não foram consideradas as empresas cujas ações já vinham sendo negociadas como concordatárias em janeiro de 1994, uma vez que a data de interesse é o ano em que teve início a situação de insolvência e, nesses casos, essa data é anterior ao período de pesquisa.

Além das concordatárias, também foram classificadas como insolventes as empresas que constaram do cadastro de companhias abertas da Comissão de Valores Mobiliários (CVM) na situação de falidas, no período entre 1994 e 2004.

Definiu-se o ano de ocorrência do evento de default, ou simplesmente ano do evento, como aquele em que a empresa passou a ter suas ações negociadas na situação de concordatária ou que passou a constar do cadastro da CVM na situação de falida. Não foram consideradas as empresas que não possuíam demonstrações financeiras publicadas relativas a três exercícios sociais anteriores ao ano do evento.

A partir da identificação das empresas insolventes, procedeu-se à seleção das empresas solventes que completaram a amostra. O grupo de solventes foi constituído selecionando-se, para cada empresa insolvente incluída na amostra, uma empresa solvente do mesmo setor econômico e de tamanho equivalente, segundo o valor dos seus ativos. A classificação setorial adotada foi a utilizada pela Económica.

Dessa forma, a amostra final utilizada no desenvolvimento do modelo de risco de crédito compreendeu 60 empresas, sendo 30 insolventes que se tornaram concordatárias ou falidas entre 1994 e 2004, e 30 solventes que foram emparelhadas com as primeiras. Das 30 empresas insolventes da amostra, 26 foram incluídas pelo critério concordata e 4 pelo critério falência. Esse método de emparelhamento da amostra foi baseado nos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) e Sanvicente e Minardi (1998), podendo ser considerado como do tipo amostragem por julgamento (não probabilística).

Apesar de a quantidade de empresas da amostra não ser expressiva, dois aspectos importantes devem ser citados. Em primeiro lugar, o número de defaults ocorridos em portfólios de créditos concedidos a médias e grandes empresas geralmente é bastante reduzido. Entretanto, mesmo com o número reduzido de defaults, as perdas que podem ser incorridas pela instituição são significativas, uma vez que essas operações têm valores médios elevados. Assim, o risco de crédito de médias e grandes empresas é tradicionalmente considerado como de baixa probabilidade e de alto impacto.

Além desse aspecto, a população de estudo da qual a amostra foi selecionada engloba as empresas de capital aberto com demonstrações financeiras publicadas. Segundo dados obtidos

junto à Bovespa, a quantidade média anual de companhias nessas condições entre 1994 e 2004 é inferior a 250. Assim, pode-se inferir que o tamanho da amostra, apesar de reduzido, é proporcional à população de estudo e está coerente com o tipo de tomador considerado no contexto da pesquisa.

O Quadro 1 relaciona as empresas que compõem a amostra utilizada no desenvolvimento do modelo de risco de crédito, os seus setores econômicos de atuação e o ano do evento de default.

Quadro 1 - Amostra de Empresas

Nr.	Empresa Insolvente	Setor Econômico	Ano do Evento	Nr.	Empresa Solvente
1	Sibra	Siderurgia	1994	31	Belgo Mineira
2	Ferro Ligas	Siderurgia	1994	32	Ferbasa
3	Propasa	Papel e Celulose	1995	33	Votorantim
4	Londrimalhas	Têxtil	1995	34	Karsten
5	Aquatec	Química	1995	35	Bombril
6	Mesbla	Comércio	1995	36	Lojas Renner
7	Montreal	Participações	1995	37	Trevisa
8	Inbrac	Eletroeletrônicos	1995	38	Trafo
9	Cetenco	Construção	1995	39	Sultepa
10	Cibran	Química	1996	40	Biobrás
11	Velonorte	Têxtil	1996	41	Schlosser
12	Iderol	Transporte	1996	42	Recrusul
13	Trufana	Têxtil	1996	43	Têxtil Renaux
14	Casa José Silva	Comércio	1997	44	Globex
15	Pará de Minas	Têxtil	1997	45	Pettenati
16	Corbetta	Curtume	1997	46	Vulcabrás
17	Glasslite	Brinquedos	1997	47	Estrela
18	SPSCS	Transporte	1997	48	Randon
19	Tectoy	Eletroeletrônicos	1998	49	Gradiente
20	Arapuã	Comércio	1998	50	Bompreço
21	Copas	Química	1999	51	Fertibrás
22	Adubos Trevo	Química	1999	52	Fosfertil
23	Itaunense	Siderurgia	1999	53	Gerdau
24	Lisamar	Alimentos	2000	54	Sadia
25	Lorenz	Alimentos	2000	55	Granóleo
26	Sharp	Eletroeletrônicos	2000	56	Electrolux
27	Sano	Construção	2002	57	Sondotécnica
28	Eucatex	Construção	2003	58	Duratex
29	Chapecó	Alimentos	2004	59	Avipal
30	Parmalat	Alimentos	2004	60	Leco

4.1.2 Variáveis Explicativas

As variáveis utilizadas para caracterizar a situação econômico-financeira das empresas da amostra são índices calculados a partir dos seus demonstrativos contábeis. Índices econômico-financeiros são relações entre contas ou grupos de contas das demonstrações financeiras, que têm por objetivo evidenciar determinados aspectos da situação econômica ou financeira de uma empresa.

A utilização de índices econômico-financeiros como variáveis explicativas em modelos de risco de crédito fundamenta-se no conceito de que o evento de default em geral não é um processo abrupto e imprevisível. A deterioração da situação econômico-financeira da empresa tende a ocorrer de forma gradual, levando, em última instância, à degradação completa da sua qualidade de crédito e à inadimplência. Como os índices evidenciam essa deterioração da situação econômico-financeira da empresa ao longo do tempo, eles podem ser utilizados para prever o evento de default.

Os demonstrativos contábeis das empresas da amostra foram coletados junto às bases de dados da Economática e da Comissão de Valores Mobiliários. Quando disponíveis, foram utilizadas demonstrações financeiras consolidadas. Para as empresas insolventes, foram obtidos os três últimos demonstrativos contábeis publicados anteriormente ao ano do evento e, para as empresas solventes, foram coletados os demonstrativos referentes aos mesmos exercícios utilizados nas empresas insolventes com as quais foram emparelhadas.

Há um grande número de índices econômico-financeiros que potencialmente prevêm a ocorrência de um default. Em razão de inexistir uma teoria consolidada sobre este assunto, foram testados, como variáveis explicativas, 25 índices frequentemente utilizados em estudos dessa natureza. Não foi objeto do trabalho a identificação de novos indicadores com poder de previsão de insolvência em empresas.

Os Quadros 2 e 3, a seguir, apresentam, respectivamente, os 25 índices econômico-financeiros e a notação utilizada em suas fórmulas de cálculo.

Quadro 2 - Índices Econômico-Financeiros

Código	Índice	Fórmula
X1	Liquidez geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$
X2	Liquidez corrente	AC / PC
X3	Liquidez seca	$(AC - ESTOQUES) / PC$
X4	Liquidez imediata	$DISPONÍVEL / PC$
X5	Retorno sobre o patrimônio líquido	LL / PL inicial
X6	Retorno sobre o ativo	$LAJIR / AT$
X7	Retorno sobre vendas	LL / VL
X8	Giro do ativo	VL / AT
X9	Margem operacional	$LAJIR / VL$
X10	Lucro operacional sobre despesas financeiras	$LAJIR / DF$
X11	Patrimônio líquido sobre ativo	PL / AT
X12	Lucros retidos sobre ativo	$(PL - CS) / AT$
X13	Patrimônio líquido sobre exigível total	$PL / (PC + ELP)$
X14	Endividamento total	$(PC + ELP) / AT$
X15	Endividamento de curto prazo	PC / AT
X16	Endividamento financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$
X17	Imobilização do patrimônio líquido	AP / PL
X18	Estoques sobre ativo	$ESTOQUES / AT$
X19	Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$
X20	Necessidade de capital de giro	$(ACO - PCO) / AT$
X21	Saldo de tesouraria sobre ativo	$(ACF - PCF) / AT$
X22	Saldo de tesouraria sobre vendas	$(ACF - PCF) / VL$
X23	Fluxo de caixa operacional sobre ativo	FCO / AT
X24	Fluxo de caixa operacional sobre exigível total	$FCO / (PC + ELP)$
X25	Fluxo de caixa operacional sobre endiv. financeiro	$FCO / (PCF + ELPF)$

Quadro 3 - Notação das Fórmulas de Cálculo dos Índices

Notação			
AC	Ativo circulante	FCO	Fluxo de caixa das operações
ACF	Ativo circulante financeiro	LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda
ACO	Ativo circulante operacional	LL	Lucro líquido
AP	Ativo permanente	PC	Passivo circulante
AT	Ativo total	PCF	Passivo circulante financeiro
CS	Capital social	PCO	Passivo circulante operacional
DF	Despesas financeiras	PL	Patrimônio líquido
ELP	Exigível a longo prazo	RLP	Realizável a longo prazo
ELPF	Exigível a longo prazo financeiro	VL	Vendas líquidas

Os índices econômico-financeiros utilizados no estudo compreendem indicadores de liquidez, de rentabilidade, de atividade, de estrutura, de análise dinâmica e de fluxo de caixa. A seguir, apresenta-se uma breve descrição desses indicadores. Informações detalhadas sobre índices

econômico-financeiros podem ser obtidas em Assaf Neto (2002), Matarazzo (2003) e Silva (2003).

Os índices X1, X2, X3 e X4 são indicadores de liquidez que medem capacidade de pagamento, comparando direitos realizáveis e exigibilidades. Os índices X5, X6, X7 e X9 são indicadores de rentabilidade que avaliam os resultados gerados pela empresa. O índice X8 é um indicador de atividade que expressa a relação entre as vendas e os investimentos. O índice X10 é um indicador de cobertura de juros que mede a capacidade da empresa pagar esses encargos.

O índice X11 mede a parcela dos ativos que é financiada por recursos próprios. O índice X12⁷ indica o volume de lucros retidos pela empresa em relação ao ativo. O índice X13 mede a proporção de recursos próprios em relação aos recursos de terceiros na estrutura de capital. Os índices X14, X15 e X16 são indicadores de estrutura que avaliam o grau de endividamento da empresa.

O índice X17 mede a parcela dos recursos próprios que está comprometida com o ativo permanente. O índice X18 indica o volume de estoques da empresa em relação ao seu ativo total. Os índices X19, X20, X21 e X22 são indicadores de análise dinâmica que avaliam a situação financeira da empresa. Os índices X23, X24 e X25 são indicadores de fluxo de caixa que medem os recursos gerados pelas atividades operacionais.

Os índices econômico-financeiros foram calculados com base nos demonstrativos contábeis publicados, relativos ao penúltimo exercício anterior ao ano do evento de default. Não foram considerados os dados do último exercício anterior ao evento, uma vez que a concordata de algumas empresas foi deferida antes que essas demonstrações financeiras tivessem sido publicadas. Nesse caso, os índices do último exercício já poderiam estar refletindo a situação concordatária da empresa, o que prejudicaria a qualidade do modelo. Em relação a esse aspecto, Ohlson (1980, p.110) afirma que, se o propósito do estudo é a previsão, utilizar os demonstrativos do último exercício não é um procedimento adequado.

⁷ O índice X12 foi proposto originalmente por Altman (1968) e adaptado ao contexto brasileiro por Altman, Baidya e Dias (1977).

Adicionalmente, uma das características desejáveis em um modelo de risco de crédito é que ele tenha capacidade de prever dificuldades financeiras em empresas com uma antecedência que permita aos credores adotar medidas para reduzir os prejuízos que seriam incorridos com a inadimplência do tomador, como, por exemplo, renegociando o prazo da dívida, reforçando garantias ou mesmo transferindo o risco da operação. A utilização dos dados do penúltimo exercício no modelo assegura um prazo de antecedência de pelo menos um ano em relação ao evento.

Para cálculo dos índices foi utilizado o plano de contas contábil adotado pela Economatica, reclassificando duplicatas e saques cambiais descontados para o passivo circulante. A Tabela 3 mostra as estatísticas descritivas dos índices econômico-financeiros relativos ao penúltimo exercício anterior ao ano do evento.

Tabela 3 – Estatística Descritiva dos Índices Econômico-Financeiros

Índice	Insolventes		Solventes	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
X1	0,76	0,31	1,44	1,03
X2	0,90	0,42	1,74	0,72
X3	0,59	0,33	1,18	0,57
X4	0,04	0,03	0,35	0,36
X5	-0,36	0,74	0,17	0,67
X6	0,07	0,14	0,08	0,08
X7	-0,11	0,21	0,01	0,17
X8	0,84	0,40	0,82	0,47
X9	0,09	0,16	0,10	0,15
X10	0,41	0,93	1,76	2,35
X11	0,34	0,19	0,56	0,23
X12	-0,11	0,39	0,22	0,16
X13	0,60	0,42	1,66	1,31
X14	0,64	0,20	0,43	0,22
X15	0,45	0,19	0,27	0,15
X16	0,32	0,11	0,13	0,11
X17	1,67	1,09	0,95	0,37
X18	0,12	0,09	0,14	0,09
X19	-0,03	0,13	0,14	0,11
X20	0,10	0,24	0,13	0,14
X21	-0,17	0,08	0,00	0,08
X22	-0,28	0,21	-0,01	0,12
X23	-0,09	0,16	-0,03	0,14
X24	-0,12	0,26	-0,09	0,38
X25	-0,28	0,46	-0,21	1,28

A análise dessas variáveis evidencia que, com exceção dos índices X8 (giro do ativo), X18 (estoques sobre ativo) e X20 (necessidade de capital de giro), todos os indicadores das empresas solventes se mostraram melhores do que os das empresas insolventes. No entanto, alguns índices apresentam médias entre solventes e insolventes bastante próximas.

Para avaliar se as diferenças das médias dos índices econômico-financeiros entre os grupos de solventes e insolventes são significantes estatisticamente, foi aplicado o teste de igualdade de médias (teste-t). O teste de igualdade de médias para duas amostras tem por objetivo estimar se as médias de duas populações são iguais estatisticamente. Se as médias dos índices não forem estatisticamente diferentes para os grupos de solventes e insolventes, o indicador não é relevante para modelo de risco de crédito.

O resultado do teste indica que, ao nível de significância de 5%, não pode ser rejeitada a hipótese nula de igualdade de médias para os índices X6 (retorno sobre o ativo), X8 (giro do ativo), X9 (margem operacional), X18 (estoques sobre ativo), X20 (necessidade de capital de giro), X23 (fluxo de caixa operacional sobre ativo), X24 (fluxo de caixa operacional sobre exigível total) e X25 (fluxo de caixa operacional sobre endividamento financeiro).

Os valores médios desses indicadores para os grupos de solventes e insolventes não apresentaram diferenças estatisticamente significantes, portanto eles não foram utilizados no modelo de risco de crédito. Os demais índices econômico-financeiros apresentaram diferenças de médias com significância estatística.

A Tabela 4, a seguir, apresenta os resultados do teste-t para os índices econômico-financeiros.

Tabela 4 – Teste de Igualdade de Médias para os Índices Econômico-Financeiros

Índice	Teste-t de Igualdade de Médias	
	Estatística t	Valor p
X1	3,495	0,001
X2	5,549	0,000
X3	4,933	0,000
X4	4,769	0,000
X5	2,886	0,005
X6	0,534	0,595
X7	2,551	0,013
X8	-0,149	0,882
X9	0,253	0,801
X10	2,935	0,005
X11	3,900	0,000
X12	4,311	0,000
X13	4,211	0,000
X14	-3,662	0,001
X15	-4,168	0,000
X16	-6,642	0,000
X17	-3,424	0,001
X18	0,961	0,341
X19	5,673	0,000
X20	0,629	0,532
X21	8,347	0,000
X22	6,121	0,000
X23	1,416	0,162
X24	0,431	0,668
X25	0,274	0,785

4.1.3 Conceituação da Regressão Logística

A Regressão Logística é uma ferramenta estatística que tem sido bastante utilizada no desenvolvimento de modelos de *credit scoring*. A Regressão Logística, ou análise *logit*, é uma técnica de análise multivariada, apropriada para as situações nas quais a variável dependente é categórica e assume um entre dois resultados possíveis (binária), tais como “normal ou anormal”, “cliente ou não cliente” e “solvente ou insolvente”. As variáveis independentes tanto podem ser categóricas quanto métricas.

O objetivo da Regressão Logística é gerar uma função matemática, cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente determinado, em razão do comportamento de um conjunto de variáveis independentes. Os

coeficientes estimados pelo modelo de regressão indicam a importância de cada variável independente para a ocorrência do evento.

Assim como a Análise Discriminante, a Regressão Logística pode ser utilizada com enfoque discriminatório, onde cada observação é classificada no grupo em que apresenta maior probabilidade. A Regressão Logística apresenta certas vantagens em relação à Análise Discriminante Linear, principalmente devido às suas suposições iniciais serem menos rígidas. A Análise Discriminante Linear está baseada em uma série de pressupostos bastante restritivos, como a normalidade das variáveis independentes e a igualdade das matrizes de variância-covariância dos grupos de interesse.

Essas suposições podem não ser válidas em muitas situações práticas de análise de risco de crédito, principalmente quando há variáveis independentes de natureza não métrica. Segundo Hair *et al.* (1998, p.276), a Regressão Logística não assume esses rígidos pressupostos e é uma técnica bem mais robusta quando eles não são atendidos, tornando sua aplicação apropriada em muito mais situações.

Um aspecto que favorece a utilização da Regressão Logística é que seus resultados podem ser interpretados em termos de probabilidade. Esse fator se mostra particularmente importante nos modelos de risco de crédito, pois possibilita que seja medida a probabilidade de um determinado tomador assumir a condição de adimplente ou inadimplente, face um conjunto de atributos. Em relação à Análise Discriminante Linear, Ohlson (1980, p.112) comenta que o resultado da equação discriminante é um escore que tem pouca interpretação intuitiva, uma vez que ele é basicamente um dispositivo discriminatório de classificação ordinal.

Para que os resultados da regressão possam ser interpretados em termos de probabilidade, os valores preditos devem estar contidos no intervalo entre zero e um. Neste sentido, a Regressão Logística assume que a relação entre a variável dependente e cada uma das variáveis independentes se assemelha a uma curva em forma de “S”. A probabilidade é próxima a zero para níveis baixos da variável independente e, conforme a variável independente cresce, a probabilidade aumenta rapidamente na forma da curva até atingir um determinado nível, a partir do qual a inclinação começa a diminuir, tendendo para o valor de um. O Gráfico 5, a seguir, ilustra uma curva logística.

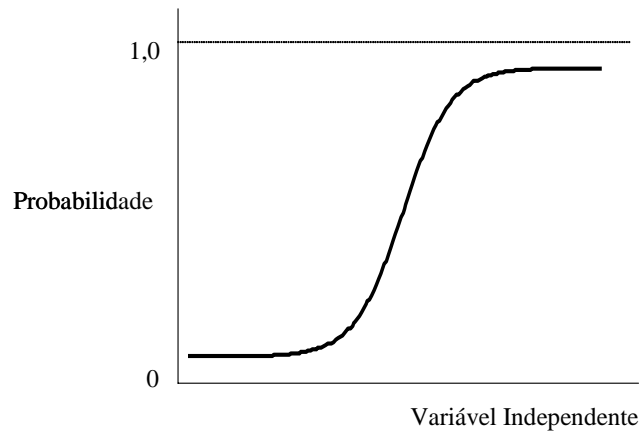


Gráfico 5 – Curva Logística

No modelo *logit*, há uma transformação na variável dependente, que é convertida em uma razão de probabilidades e posteriormente em uma variável de base logarítmica (transformação logística). Devido à natureza não linear dessa transformação, os coeficientes da regressão não são estimados por mínimos quadrados, mas sim pelo método da máxima verossimilhança. O método da máxima verossimilhança seleciona os coeficientes que tornam os resultados observados mais prováveis. O modelo da Regressão Logística assume a seguinte relação matemática:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k$$

onde “*p*” é a probabilidade de ocorrer o evento, “*1-p*” a probabilidade de não ocorrer o evento, “*p/(1-p)*” a razão de probabilidades, “*X_i*” as variáveis independentes e “*b_i*” os coeficientes estimados.

Na Regressão Logística, os coeficientes medem o efeito de alterações nas variáveis independentes sobre o logaritmo natural da razão de probabilidades, chamado de *logit*. Para avaliar o impacto que os parâmetros exercem sobre a própria razão de probabilidades, bem como sobre a probabilidade de ocorrer o evento, eles devem ser transformados por meio de antilogaritmo. Os sinais dos coeficientes indicam se a contribuição das variáveis explicativas é positiva ou negativa.

A partir do modelo *logit*, obtém-se o valor da razão de probabilidades, conforme a seguinte expressão:

$$\left(\frac{p}{1-p} \right) = e^{(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k)}$$

onde “e” é base dos logaritmos naturais (aproximadamente 2,718).

Por fim, baseado na expressão acima, a probabilidade associada à ocorrência do evento de interesse pode ser obtida da seguinte forma:

$$p = \frac{e^{(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k)}}{1 + e^{(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k)}}$$

ou, de forma simplificada:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k)}}$$

4.1.4 Desenvolvimento do Modelo

Após a seleção da amostra de empresas, a coleta dos demonstrativos contábeis, o cálculo dos índices econômico-financeiros e a definição da Regressão Logística como técnica de análise de dados, procedeu-se ao desenvolvimento do modelo de risco de crédito. O objetivo deste procedimento é identificar uma relação entre as variáveis explicativas e o estado de solvência ou insolvência das empresas, de forma que o conjunto de índices possa ser utilizado para estimar a probabilidade de futuros eventos de default.

No modelo *logit*, a variável dependente pode assumir um valor entre zero e um. Neste estudo, foi atribuído o valor zero para indicar estado de solvência e o valor um para estado de insolvência. O ponto de corte do modelo é 0,5, portanto as empresas com resultado inferior a 0,5 são classificadas como solventes e as empresas com resultado superior a 0,5 são classificadas como insolventes.

As variáveis independentes compreendem os 17 índices econômico-financeiros, cujas médias observadas nos grupos de solventes e insolventes apresentaram diferenças estatisticamente significantes. As variáveis foram utilizadas na sua forma original, não sendo feitas transformações.

O método adotado para seleção das variáveis independentes foi o *forward stepwise*, pelo critério do menor *Likelihood Ratio*. O método *stepwise* é baseado em um algoritmo estatístico que avalia a importância de cada variável independente e as inclui ou exclui do modelo segundo uma determinada regra (HOSMER; LEMESHOW, 2000, p.116). A importância de cada variável é definida em termos de uma medida de significância estatística do seu coeficiente. Os parâmetros utilizados foram 5% de significância para a entrada das variáveis e 10% para a saída. Além do critério de menor *Likelihood Ratio*, também foram testados o do maior coeficiente Wald e o da maior probabilidade condicional de máxima verossimilhança, os quais produziram resultados idênticos.

O modelo final foi composto por quatro variáveis explicativas, além do intercepto. As variáveis incluídas no modelo foram os índices X12 (lucros retidos sobre ativo), X16 (endividamento financeiro), X19 (capital de giro líquido) e X22 (saldo de tesouraria sobre vendas). A função matemática do modelo é dada por:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = -4,535 - 5,152.X_{12} + 19,069.X_{16} - 13,364.X_{19} - 17,488.X_{22}$$

As variáveis independentes apresentaram coeficientes com sinal de acordo com o esperado. As variáveis X12 (lucros retidos sobre ativo), X19 (capital de giro líquido) e X22 (saldo de tesouraria sobre vendas) possuem coeficientes negativos, indicando que, quanto maiores os valores assumidos por esses índices, menor a probabilidade da empresa sofrer um default. Por outro lado, a variável X16 (endividamento financeiro) apresentou coeficiente positivo, mostrando que, quanto maior o valor assumido por esse indicador, maior a probabilidade da empresa se tornar insolvente.

Um elemento importante a ser considerado nos modelos de regressão múltipla é a correlação entre as variáveis independentes. A inclusão de variáveis altamente correlacionadas não é desejável, pois estas variáveis, chamadas de colineares, fornecem informações similares para

explicar o comportamento da variável dependente, prejudicando a capacidade preditiva do modelo.

A Tabela 5 apresenta os coeficientes de correlação de Pearson entre as variáveis explicativas do modelo de risco de crédito desenvolvido. Conforme se pode verificar, os índices econômico-financeiros selecionados não são altamente correlacionados.

Tabela 5 – Matriz de Correlação das Variáveis Explicativas

	X12	X16	X19	X22
X12	1			
X16	-0,37	1		
X19	0,51	-0,45	1	
X22	0,54	-0,51	0,47	1

A capacidade de previsão do modelo pode ser avaliada por meio de uma matriz de classificação, que mostra a quantidade de observações que foram classificadas correta e incorretamente. Conforme demonstra a matriz apresentada na Tabela 6, o nível geral de acerto do modelo desenvolvido foi de 91,7%, tendo sido classificadas corretamente 55 das 60 empresas que compõem a amostra.

Do grupo de solventes, 28 empresas foram classificadas corretamente e 2 classificadas erradamente, o que representa uma taxa de acerto de 93,3%. Em relação ao grupo de insolventes, houve 27 classificações corretas e 3 erradas, o que corresponde a uma taxa de acerto de 90%. O erro tipo I, classificar uma empresa insolvente como solvente, foi de 10%, enquanto o erro tipo II, classificar uma empresa solvente como insolvente, foi de 6,7%.

Tabela 6 – Matriz de Classificação do Modelo de Risco de Crédito

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Solventes	Insolventes		
Solventes	28	2	30	93,3%
Insolventes	3	27	30	90,0%
Total	31	29	60	91,7%

4.1.5 Avaliação do Ajuste do Modelo

Para avaliar a qualidade de um modelo logístico, diversos testes e medidas podem ser utilizados. O primeiro passo nesse processo é avaliar a significância das variáveis explicativas incluídas no modelo, o que é feito por meio de um teste Qui-Quadrado, sob a hipótese nula de que todos os coeficientes são iguais a zero. O resultado da aplicação deste teste no modelo desenvolvido teve estatística Qui-Quadrado de 59,771, com significância igual a 0,000, o que leva à rejeição da hipótese nula e à interpretação de que ao menos um dos coeficientes do modelo é estatisticamente diferente de zero.

A análise da significância estatística de cada coeficiente é feita com base no teste Wald. Semelhante ao teste t aplicado aos modelos lineares, o teste Wald avalia a hipótese nula de que o parâmetro estimado é igual a zero. A estatística Wald tem distribuição Qui-Quadrado, sendo calculada pelo quadrado da razão entre o coeficiente e o seu erro padrão. Os resultados do teste Wald para o modelo proposto indicam que os parâmetros das quatro variáveis independentes selecionadas são estatisticamente diferentes de zero.

A Tabela 7 apresenta as estimativas dos parâmetros das variáveis do modelo, bem como os erros padrão, as estatísticas Wald, os graus de liberdade e os valores de probabilidade do teste Wald.

Tabela 7 – Coeficientes do Modelo de Risco de Crédito

Variável	Coefficiente	Erro-Padrão	Teste Wald	g.l.	Valor-p
Intercepto	-4,535	2,154	4,431	1	0,035
X12	-5,152	2,793	3,403	1	0,065
X16	19,069	8,563	4,959	1	0,026
X19	-13,364	6,713	3,963	1	0,047
X22	-17,488	7,452	5,507	1	0,019

A avaliação do nível de ajuste de um modelo logístico pode ser realizada por meio do *Likelihood Value*, dos pseudo R^2 e do teste de Hosmer e Lemeshow (1980). O *Likelihood Value*, representado pela expressão $-2LL$, é uma medida da qualidade geral do modelo, sendo que, quanto menor for o seu valor, melhor é o ajuste do modelo como um todo.

O Cox-Snell R^2 e o Nagelkerke R^2 são medidas que se assemelham ao coeficiente de determinação da regressão linear. Maiores valores dessas medidas indicam melhor ajuste do

modelo. O Cox-Snell R^2 baseia-se no *Likelihood Value* e tem uma escala que começa em zero, mas não alcança um em seu limite superior. O Nagelkerke R^2 é similar ao Cox-Snell R^2 , porém tem uma interpretação mais simples, já que sua escala vai de zero a um.

A Tabela 8 apresenta os valores do *Likelihood Value*, Cox-Snell R^2 e Nagelkerke R^2 do modelo. Os dados evidenciam a redução do *Likelihood Value* e o aumento do Cox-Snell R^2 e do Nagelkerke R^2 proporcionado pela inclusão das variáveis explicativas em cada etapa do processo *stepwise*. As variáveis foram incluídas na seguinte seqüência: X16, X19, X22 e X12.

Tabela 8 – Likelihood Value, Cox-Snell R^2 e Nagelkerke R^2

Step	Likelihood Value	Cox-Snell R^2	Nagelkerke R^2
1	50,103	0,424	0,565
2	36,454	0,541	0,721
3	27,761	0,603	0,804
4	23,407	0,631	0,841

O teste de Hosmer e Lemeshow (1980) avalia as diferenças entre as classificações previstas pelo modelo e as observadas. Se as diferenças forem significativas, o grau de acurácia do modelo não é bom. O teste divide os casos em classes e compara as frequências preditas e observadas em cada classe por meio de uma estatística Qui-Quadrado. A Tabela 9 apresenta as diferenças entre as frequências observadas e esperadas em cada classe, relativas à última etapa do processo *stepwise*.

Tabela 9 – Tabela de Contingência para o Teste Hosmer e Lemeshow

Step 4	Solventes		Insolventes		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	6	6,000	0	0,000	6
2	6	5,994	0	0,006	6
3	6	5,895	0	0,105	6
4	5	5,461	1	0,539	6
5	4	3,797	2	2,203	6
6	2	2,223	4	3,777	6
7	1	0,622	5	5,378	6
8	0	0,008	6	5,992	6
9	0	0,000	6	6,000	6
10	0	0,000	6	6,000	6

A Tabela 10 apresenta os resultados finais obtidos com a aplicação do teste Hosmer e Lemeshow. Ao nível de significância de 5%, aceita-se a hipótese nula de que não há diferenças significativas entre os valores preditos e observados, o que indica que o modelo é capaz de produzir estimativas e classificações confiáveis.

Tabela 10 – Teste Hosmer e Lemeshow

Step	Qui-Quadrado	g.l.	Valor-p
1	4,798	8	0,779
2	5,892	8	0,659
3	3,191	8	0,922
4	0,876	8	0,999

4.1.6 Validação do Modelo

O modelo de risco de crédito desenvolvido classificou corretamente 91,7% das empresas que compõem a amostra. No entanto, ao se testar o modelo com a própria amostra utilizada para a estimação dos seus parâmetros, pode-se concluir que o seu desempenho é bom quando, na realidade, ele pode funcionar bem apenas para estas observações. Dessa forma, para avaliar se o modelo mantém o seu poder preditivo para outras amostras provindas da mesma população, são necessários testes para a sua validação. Segundo Hosmer e Lemeshow (2000, p.186), a validação do modelo é especialmente importante quando ele é usado com a finalidade de previsão de resultados.

Um procedimento freqüentemente adotado para validar modelos discriminantes é o chamado *cross-validation*, que consiste em subdividir a amostra original em uma amostra de desenvolvimento, utilizada para a estimação dos parâmetros do modelo, e uma amostra de controle, utilizada para a validação dos resultados. No entanto, para que seja viável a aplicação do *cross-validation*, a amostra original deve ser suficientemente grande. Hair *et al.* (1998, p.259) sugerem que a amostra deve ter pelo menos cem observações para justificar a sua subdivisão em dois grupos.

Como o número de observações que compõem a amostra utilizada neste estudo é inferior ao tamanho sugerido por aquele autor, optou-se por desenvolver o modelo com base na amostra completa, com o objetivo de se obter os menores erros possíveis para os coeficientes estimados.

Dessa forma, a validação do modelo foi realizada por meio do método baseado em múltiplas sub-amostras denominado *jackknife*, proposto por Lachenbruch (1967). O método *jackknife* é uma técnica estatística amplamente aceita na validação de modelos de classificação e é particularmente útil para pesquisas que envolvem amostras de tamanhos pequenos, pois permite que todas as observações sejam utilizadas na estimação dos parâmetros do modelo (NEOPHYTOU *et al.*, 2000, p.20).

O método está baseado no princípio “*leave-one-out*” e consiste em separar uma observação da amostra original, estimar os coeficientes do modelo com base no restante da amostra (n-1) e classificar a observação apartada utilizando a nova equação. O procedimento é repetido para toda a amostra (n vezes), de maneira que todas as observações sejam classificadas por modelos cujos parâmetros foram estimados com base nas demais. O percentual de classificações corretas é acumulado para todas as observações da amostra, indicando a precisão global do modelo.

A Tabela 11 apresenta a matriz de classificação obtida com a aplicação do método *jackknife*. O percentual de acerto acumulado foi de 88,3%, tendo sido classificadas incorretamente sete empresas da amostra (11,7%), três do grupo de solventes e quatro do grupo de insolventes.

Tabela 11 – Matriz de Classificação – Validação do Modelo

Observado	Estimado		Total	Classificações Corretas
	Solventes	Insolventes		
Solventes	27	03	30	90,0%
Insolventes	04	26	30	86,7%
Total	31	29	60	88,3%

Um segundo procedimento utilizado para avaliar a performance do modelo de risco de crédito foi a construção de uma Curva ROC, conforme sugerido por Oliveira e Andrade (2002, p.3). A curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) constitui uma técnica bastante útil para a avaliação do desempenho de modelos de *credit scoring* e está baseada nos conceitos da sensibilidade e da especificidade. A sensibilidade é a proporção de acerto na previsão da ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato ocorreu. A especificidade é proporção de acerto na previsão da não ocorrência de um evento nos casos em que ele de fato não ocorreu.

Para a construção da Curva ROC, são calculadas a sensibilidade e a especificidade para todas as observações da amostra, considerando diferentes pontos de corte do modelo de risco de crédito. A curva é obtida registrando em um gráfico “sensibilidade” x “1 – especificidade” para os diversos pontos de corte. A área sob a curva mede a capacidade de discriminação do modelo. Hosmer e Lemeshow (2000, p.162) apresentam uma regra geral para avaliação do resultado da área sob a Curva ROC:

- a) área igual a 0,5: nenhuma discriminação;
- b) área no intervalo entre 0,7 e 0,8: discriminação aceitável;
- c) área no intervalo entre 0,8 e 0,9: excelente discriminação;
- d) área acima de 0,9: excepcional discriminação.

A Curva ROC do modelo de risco de crédito, representada no Gráfico 6, revela que a área sob a curva é de 0,972. Segundo a escala proposta pelos autores citados, esse valor indica um excepcional poder de discriminação para o modelo.

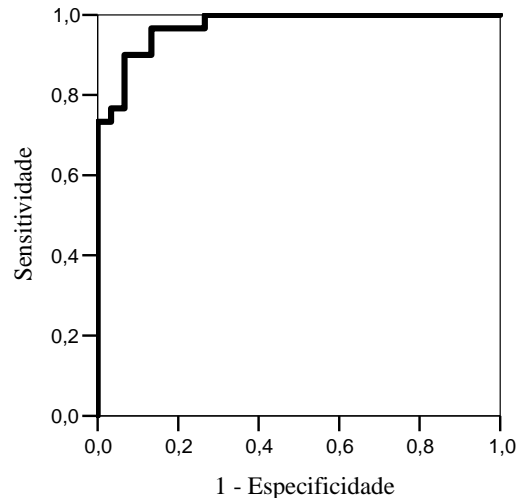


Gráfico 6 – Curva ROC

Os resultados obtidos com os procedimentos de validação, método *jackknife* e Curva ROC, confirmam a capacidade preditiva do modelo desenvolvido, possibilitando a sua aplicação às demais empresas que constituem a população de estudo.

4.2 Modelo de Risco de Portfólio

O modelo de risco de portfólio proposto neste estudo tem por objetivo principal estimar a distribuição das perdas geradas por uma carteira de créditos corporativos no horizonte de tempo de um ano. Assume-se que as perdas em crédito são decorrentes apenas do risco de default, portanto não são modeladas a exposição no momento da inadimplência e a taxa de recuperação. No caso de ocorrer um evento de default, considera-se que a perda incorrida pela instituição credora é o valor total da exposição, ou seja, uma perda em caso de inadimplência de 100%.

Para gerar a distribuição das perdas da carteira, é utilizada a técnica da simulação de Monte Carlo. A simulação foi adotada principalmente em razão dos seus resultados serem superiores aos obtidos com o método da aproximação analítica na avaliação de portfólios compostos por ativos com diversos perfis de risco, conforme ressaltam Bluhm *et al.* (2003, p.40). Destaca-se que as carteiras de crédito a empresas, especialmente as que incluem operações com grandes corporações, geralmente são bastante heterogêneas quanto às características dos tomadores e das operações.

A mensuração do risco de um portfólio de crédito pode ser realizada a partir de diferentes abordagens. Segundo o relatório do *Federal Reserve System Task Force on Internal Credit Risk Models* (1998, p.13), os bancos geralmente adotam uma abordagem “de cima para baixo” (*top-down*) para as carteiras de crédito de varejo e uma abordagem “de baixo para cima” (*bottom-up*) para as carteiras de crédito que envolvem médias e grandes corporações.

Na abordagem “de cima para baixo”, os créditos com mesmo perfil de risco são agregados em sub-portfólios e o risco é quantificado no nível desses sub-portfólios, dentro dos quais as operações são tratadas como homogêneas. Para estimar a distribuição das perdas da carteira, a instituição se baseia nos dados históricos de perda em cada sub-portfólio. Uma deficiência desse tipo de abordagem é que a qualidade e a composição atual da carteira podem ser bastante diferentes das verificadas historicamente.

Na abordagem “de baixo para cima”, o risco de crédito é mensurado no nível individual de cada transação, baseando-se na avaliação das condições financeiras do tomador e da estrutura

da operação. Essa avaliação é geralmente resumizada em uma classificação interna de risco (*rating*), que representa a probabilidade de default associada à operação. Para quantificar o risco do portfólio como um todo, os riscos individuais são agregados, levando em consideração os efeitos da diversificação e das correlações entre os ativos. Uma vantagem dessa abordagem é que ela considera as variações na composição do portfólio.

Na metodologia proposta nesta pesquisa, utiliza-se uma abordagem “de baixo para cima”, uma vez que os tomadores estudados compreendem médias e grandes empresas. Dessa forma, as perdas de cada empresa da carteira são modeladas individualmente e os resultados são agregados para se obter as perdas totais do portfólio.

A mensuração do risco do portfólio é feita com base no modelo de risco de crédito apresentado no tópico 4.1 do trabalho. O modelo associa o default da empresa à deterioração da sua situação econômico-financeira. Quanto pior for a situação econômico-financeira de uma empresa, maior será a probabilidade de ela incorrer em um evento de default.

A situação econômico-financeira futura de uma empresa é um elemento que apresenta significativo grau de incerteza, uma vez que depende de um conjunto amplo de variáveis relacionadas a fatores sistêmicos, como condições macroeconômicas e setoriais, e também a fatores específicos da empresa, como sua forma de gestão e poder de mercado.

No modelo proposto, a situação econômico-financeira futura da empresa é estimada por meio de cenários gerados no processo de simulação. As variáveis utilizadas para caracterizar a situação econômico-financeira da empresa no modelo de risco de crédito compreendem índices calculados a partir dos demonstrativos contábeis. A simulação gera milhares de valores que os índices podem assumir no futuro, representando possíveis cenários para a situação econômico-financeira da empresa.

No modelo de risco de crédito, essas variáveis determinam a probabilidade de default da firma, que por sua vez dá origem à perda esperada. Assim, a simulação de milhares de cenários para a situação econômico-financeira de todas as empresas da carteira permite que a distribuição das perdas do portfólio seja estimada. De forma simplificada, a distribuição das perdas da carteira é construída da seguinte maneira:

- a) gera-se um possível cenário para a situação econômico-financeira futura de cada empresa da carteira, simulando-se valores para os seus índices econômico-financeiros;
- b) os índices simulados são inseridos na equação do modelo de risco de crédito, obtendo-se a probabilidade de default de cada empresa;
- c) calcula-se a perda esperada (*EL - Expected Loss*) de cada empresa, pelo produto entre a probabilidade de default (*DP - Default Probability*) e o valor da exposição (*Exposure*);

$$EL_i = DP_i \times Exposure_i$$

- d) as perdas esperadas de todas as empresas da carteira são acumuladas, obtendo-se a perda do portfólio para cada cenário gerado;

$$Perda\ do\ Portfólio = \sum_{i=1}^n EL_i$$

- e) os passos são repetidos milhares de vezes para se produzir milhares de possíveis realizações de perda para a carteira, o que possibilita a construção da distribuição de perdas do portfólio.

Destaca-se que a simulação de valores para os índices econômico-financeiros é feita a partir das distribuições de probabilidade que caracterizam cada indicador, bem como das matrizes de correlação entre eles. No processo de geração da distribuição das perdas do portfólio, as empresas da carteira são consideradas independentes condicionalmente ao cenário econômico do período avaliado.

4.2.1 Conceituação da Simulação de Monte Carlo

A simulação é uma técnica estatística freqüentemente utilizada na investigação de problemas que envolvem elementos de incerteza. A simulação é especialmente útil quando são utilizados modelos matemáticos que incluem variáveis de natureza probabilística, o que tornam inviáveis as soluções de forma analítica. Ragsdale (2001, p.487) define simulação como uma técnica que mensura e descreve várias características da variável dependente de um modelo, cujo valor das variáveis explicativas é incerto.

O objetivo da simulação é descrever a distribuição de probabilidade de uma variável dependente, a partir do comportamento aleatório das variáveis independentes que a afetam. O resultado gerado por uma simulação não é um valor único, mas sim uma distribuição de valores, por meio da qual podem ser obtidas medidas que caracterizam a variável de interesse, como média, desvio padrão e assimetria, ou, ainda, percentuais dos resultados que se situam acima ou abaixo de um determinado valor.

O foco do processo de simulação é a condução de experimentos a partir de um modelo e a análise dos resultados obtidos. Evans e Olson (1998, p.2) comentam que a simulação consiste no processo de construir um modelo matemático ou lógico de um sistema ou problema de decisão e realizar experimentos com o modelo para obter inferências sobre o comportamento do sistema ou dar suporte à solução do problema.

Um método de simulação geralmente utilizado para avaliar risco é a simulação de Monte Carlo. A simulação de Monte Carlo é basicamente um experimento amostral, cujo propósito é estimar a distribuição de uma variável de resultado que depende de diversas variáveis probabilísticas de entrada. A técnica é considerada um experimento amostral em razão de seus resultados serem uma amostra dos possíveis valores que as variáveis aleatórias podem assumir. Uma das principais vantagens da simulação é a capacidade de tratar situações onde há uma grande quantidade de cenários possíveis.

Na simulação de Monte Carlo, são feitas suposições acerca do comportamento das variáveis explicativas do modelo por meio da especificação do formato e dos parâmetros das suas distribuições de probabilidade. Com base nessas distribuições, são extraídos conjuntos de amostras aleatórias das variáveis, que são inseridos na equação do modelo, produzindo um resultado. Cada conjunto de amostras representa uma combinação dos possíveis valores que as variáveis sujeitas à incerteza podem assumir, chamada de cenário. O processo é repetido por centenas ou até milhares de vezes e os resultados obtidos são armazenados, formando uma distribuição de frequência.

A quantidade de amostras geradas no processo de simulação afeta a qualidade dos resultados. Quanto maior for o número de cenários ou rodadas de simulação, melhor serão a caracterização da distribuição da variável de resultado do modelo e as estatísticas obtidas. À

medida que o número de cenários gerados tende ao infinito, há um aumento na precisão dos resultados simulados, se aproximando do processo estocástico real das variáveis.

O processo de simulação de Monte Carlo de uma forma geral envolve três etapas principais:

- a) determinar as equações que modelam o problema a ser estudado, definindo as variáveis aleatórias (de entrada) e as de resultado;
- b) especificar o formato e os parâmetros das distribuições de probabilidades das variáveis de entrada, bem como as relações de dependência entre elas;
- c) definir a quantidade de cenários a serem produzidos (iterações) e executar a simulação, gerando as amostras e armazenando os resultados, os quais são resumidos em uma distribuição de frequência ou histograma.

4.2.2 Carteira de Crédito Hipotética

Para ilustrar o processo de mensuração de risco de portfólio, o modelo proposto foi aplicado a uma carteira de crédito hipotética, constituída com base no perfil de risco dos créditos a pessoas jurídicas constantes da carteira do Sistema Financeiro Nacional.

A utilização de uma carteira hipotética se deve ao fato de não haver dados publicamente disponíveis sobre carteiras de crédito de instituições financeiras que permitam a realização deste tipo de estudo. Ademais, como o foco principal do trabalho é propor uma metodologia para mensurar risco de portfólios de crédito e não analisar os valores de perda propriamente ditos, a utilização de uma carteira hipotética não prejudica os resultados da pesquisa.

A carteira de crédito hipotética é composta por 3 mil operações de crédito a empresas. Cada operação tem valor de R\$ 1 milhão, portanto o valor total da carteira é de R\$ 3 bilhões. A quantidade de operações da carteira e o valor de cada operação foram estabelecidos de forma subjetiva, com base na experiência do pesquisador e na consulta a profissionais da área de crédito.

Destaca-se, entretanto, que esses dados não influenciam os resultados da pesquisa e apenas foram estabelecidos com o objetivo de ilustrar o processo de mensuração de risco de portfólio. A quantidade de operações que compõem a carteira pode ser aumentada ou reduzida sem prejuízo à metodologia, apenas impactando o esforço computacional necessário para aplicar o modelo.

Além disso, o valor da operação de crédito não impacta a perda esperada, uma vez que esta é expressa na forma de proporção sobre o valor da exposição. Por exemplo, se uma empresa é devedora em uma operação de crédito no valor de R\$ 600 mil e tem uma probabilidade de default de 15%, o montante da perda esperada com essa operação é R\$ 90 mil (R\$ 600 mil x 15%). Como a perda é expressa em termos de proporção da exposição, neste caso seria de 15% (R\$ 90 mil / R\$ 600 mil), ou seja, a alteração do valor da exposição não altera a perda esperada.

A carteira de crédito hipotética é dividida em segmentos, constituídos de acordo com o nível de risco das empresas. O objetivo deste procedimento foi permitir que a composição da carteira construída ficasse próxima à verificada nos portfólios das instituições financeiras que atuam no Brasil.

Segundo dados do Banco Central do Brasil, as operações de crédito do Sistema Financeiro Nacional direcionadas a pessoas jurídicas dos setores indústria, comércio e serviço totalizaram R\$ 232.061 milhões em dezembro de 2003⁸. A Resolução do Conselho Monetário Nacional n° 2682, de 21.12.1999, determina que as operações de crédito concedidas pelas instituições financeiras devam ser classificadas em níveis de risco, segundo uma escada que vai de “AA” até “H”.

A Tabela 12, a seguir, apresenta o saldo das operações de crédito do sistema financeiro relativo às empresas dos setores indústria, comércio e serviço em dezembro de 2003, divididas entre os nove níveis de risco estabelecidos pelo normativo.

⁸ Não estão considerados nesse montante os créditos aos segmentos setor público, rural, habitação e pessoas físicas. Conforme informações do Banco Central, o total das operações de crédito do sistema financeiro envolvendo todos os segmentos foi de R\$ 411.391 milhões em dezembro de 2003.

Tabela 12 – Operações de Crédito do Sistema Financeiro

Risco	Indústria	Comércio	Serviço	Total	%
AA	46.824	11.657	27.451	85.932	37,0
A	29.510	15.316	17.841	62.667	27,0
B	19.522	7.618	11.612	38.752	16,7
C	9.646	4.588	7.705	21.939	9,5
D	4.110	1.587	2.590	8.287	3,6
E	1.265	471	2.160	3.896	1,7
F	641	407	534	1.582	0,7
G	656	204	375	1.235	0,5
H	4.694	1.437	1.640	7.771	3,3
Total	116.868	43.285	71.908	232.061	100

FONTE: Banco Central: Dezembro/2003 (em R\$ milhões).

A Resolução nº 2682 também estabelece que as instituições financeiras devem constituir provisões para suportar possíveis perdas com a realização dos créditos, observando determinados percentuais mínimos, de acordo com o nível de risco da operação. A Tabela 13 apresenta os percentuais de provisão para cada nível de risco.

Tabela 13 – Percentuais de Provisão para Operações de Crédito

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

FONTE: CMN – Resolução n. 2682/99.

Com base nesses parâmetros, a carteira de crédito hipotética foi dividida em quatro segmentos, cada um englobando as operações com um determinado nível de perda esperada. A quantidade de operações em cada segmento foi estabelecida na mesma proporção da observada na carteira de crédito do Sistema Financeiro Nacional em dezembro de 2003, associando-se a perda esperada à provisão que deve ser constituída. A Tabela 14, a seguir, apresenta a composição final da carteira de crédito hipotética.

Tabela 14 – Carteira de Crédito Hipotética

Segmento	Perda Esperada	Quantidade de Operações	Exposição (R\$ mil)	Percentual	Níveis de Risco
Segmento 1	até 0,5%	1.920	1.920.000	64,0	AA e A
Segmento 2	0,51% a 10%	894	894.000	29,8	B, C e D
Segmento 3	10,01% a 70%	87	87.000	2,9	E, F e G
Segmento 4	70,01% a 100%	99	99.000	3,3	H
Total		3.000	3.000.000	100	

Como exemplo, verifica-se que o segmento 2 engloba as operações com perda esperada entre 0,51% e 10%. Essas perdas podem ser associadas às classificações de risco “B”, “C” e “D”, assumindo-se que as operações sejam classificadas no nível de risco onde o percentual de provisão é igual ou superior à perda esperada. Assim, a quantidade de operações da carteira hipotética alocada no segmento 2 representa 29,8% do total, proporção idêntica à observada na carteira do sistema financeiro para os níveis de riscos “B”, “C” e “D” (16,7% + 9,5% + 3,6%).

A definição do número de segmentos utilizados na divisão da carteira hipotética considerou também a quantidade de observações disponíveis para os testes de aderência dos índices econômico-financeiros, tendo sido evitada a formação de segmentos com um número reduzido de empresas, o que prejudicaria o ajuste das distribuições de probabilidade dos índices. Entretanto, o número de segmentos utilizados pode ser alterado, sem prejuízo à metodologia.

4.2.3 Distribuições de Probabilidade dos Índices

Na metodologia proposta neste trabalho, a mensuração de risco de portfólio envolve a geração de um conjunto de cenários para a situação econômico-financeira das empresas da carteira, por meio da simulação dos valores que os índices podem assumir no futuro.

A simulação é realizada, no método de Monte Carlo, extraindo-se amostras aleatórias dos índices com base nos parâmetros das distribuições de probabilidade que os caracterizam. Dessa forma, o ajuste das distribuições dos índices econômico-financeiros é um passo fundamental no processo de mensuração do risco da carteira.

O objetivo deste procedimento é determinar empiricamente as distribuições estatísticas mais adequadas para representar os quatro índices que constituem as variáveis explicativas do modelo de risco de crédito. Para atender tal objetivo, foram utilizados os dados históricos das empresas de capital aberto com papéis listados na Bovespa, que constituem a população de estudo da pesquisa.

O período considerado para o ajuste das distribuições foi de 4 anos, compreendidos entre 2000 e 2003. A utilização de uma série histórica de dados ao invés de apenas um período propicia uma melhora no ajuste das distribuições, em razão do aumento do número de observações disponíveis. Ademais, o comportamento da situação econômico-financeira das empresas ao longo do tempo pode ser mais bem caracterizado.

O cálculo dos indicadores foi feito a partir das demonstrações financeiras anuais e trimestrais do período entre janeiro de 2000 e dezembro de 2003, coletadas junto à Economática. As empresas que possuíam todos os demonstrativos disponíveis nesse período deram origem a 16 valores (observações) para cada conjunto de índices do modelo. Neste procedimento, cada conjunto de índices calculado a partir da demonstração financeira de uma data específica é chamado de observação. Uma observação expressa a situação econômico-financeira de uma empresa em um determinado ponto no tempo.

Como a data de referência para a constituição da carteira hipotética é dezembro de 2003, foram consideradas apenas as empresas que possuíam balanços publicados nesta data. Além disso, não foram utilizadas as demonstrações que não possuíam todos os dados necessários para o cálculo dos quatro índices. Quando disponíveis, o cálculo dos indicadores foi feito a partir das demonstrações financeiras consolidadas. Dessa maneira, o ajuste das distribuições de probabilidade de cada índice foi feito com base em 4.458 observações.

Para a aplicação dos testes de aderência, as observações foram divididas em quatro segmentos. O objetivo desse procedimento foi permitir que a simulação dos índices das empresas de cada segmento da carteira hipotética fosse realizada considerando distribuições estimadas a partir de observações com o mesmo perfil de risco. Adicionalmente, a seleção de subgrupos de observações com características de risco homogêneas melhora o ajuste das distribuições de probabilidade e, conseqüentemente, a qualidade da simulação como um todo.

A segmentação foi feita com base no nível de risco verificado em cada observação, critério também utilizado na divisão da carteira hipotética. O nível de risco é expresso por meio da variável perda esperada, obtida pela aplicação do modelo de risco de crédito.

Conforme detalhado anteriormente, o modelo de risco de crédito foi desenvolvido a partir de uma amostra emparelhada, formada pela mesma quantidade de empresas solventes (30) e insolventes (30). Esse método de seleção da amostra envolveu uma proporção de empresas insolventes significativamente diferente da observada nas carteiras de crédito das instituições financeiras. Assim, a probabilidade *a priori* de uma empresa da amostra se tornar insolvente no horizonte de tempo considerado no modelo pode ser bastante diferente da observada na população.

Para que o modelo possa ser aplicado a uma população onde a proporção de insolventes é substancialmente diferente daquela utilizada em seu desenvolvimento, é necessário que seja feita uma correção no seu intercepto (b_0). Anderson (1982, p.169-191) sugere a seguinte correção:

$$b_0 \text{ corrigido} = b_0 \text{ calculado} + \ln \left(\frac{\Pi_1}{\Pi_2} \cdot \frac{n_2}{n_1} \right)$$

onde:

Π_1 é a proporção de insolventes na população de tomadores de crédito;

Π_2 é a proporção de solventes na população de tomadores de crédito;

n_1 é o número de insolventes na amostra utilizada para desenvolvimento do modelo;

n_2 é o número de solventes na amostra utilizada para desenvolvimento do modelo.

A população de estudo no qual este trabalho se baseia engloba as empresas de capital aberto com papéis listados na Bovespa. Na construção do modelo de risco de crédito, foi delimitado o período de pesquisa entre os anos de 1994 e 2004, intervalo no qual a amostra de empresas solventes e insolventes foi selecionada.

Assumindo cada ano como um período independente, pode-se acumular a quantidade de empresas que não se tornaram insolventes ao longo do tempo para obter, em conjunto com as

companhias insolventes, a população total de empresas. Com base nas informações disponibilizadas pela Bovespa, a quantidade acumulada de empresas com papéis admitidos à negociação entre 1994 e 2004 é de 2.710.

Assim, o modelo de risco de crédito foi desenvolvido a partir de uma amostra composta por 30 empresas solventes e 30 insolventes, extraídas de uma população de 2.710 companhias. Com base nestes dados, procedeu-se ao ajuste do intercepto do modelo, o que levou ao novo valor de -9,0274:

$$b_0 = -4,5350 + \ln\left(\frac{30/2710}{2680/2710} \cdot \frac{30}{30}\right) \quad b_0 = -9,0274$$

Após o ajuste do intercepto, o modelo de risco de crédito foi aplicado a todas as observações para cálculo da perda esperada, que constitui a variável definida como critério para a segmentação. Os segmentos foram formados com base nas mesmas faixas de perda esperada utilizadas na divisão da carteira hipotética. A Tabela 15 apresenta a quantidade de observações alocadas em cada um dos segmentos.

Tabela 15 – Divisão das Observações em Segmentos

Segmento	Perda Esperada	Quantidade de Observações	Percentual
Segmento 1	até 0,5%	2.087	46,8
Segmento 2	0,51% a 10%	761	17,1
Segmento 3	10,01% a 70%	632	14,2
Segmento 4	70,01% a 100%	978	21,9
Total		4.458	100

Com as observações divididas nos quatro segmentos, procedeu-se ao ajuste das distribuições de probabilidade. Esse procedimento consiste em determinar empiricamente as distribuições estatísticas teóricas cujas curvas da função densidade de probabilidade representam adequadamente o comportamento dos índices econômico-financeiros em cada segmento.

Há diversos tipos de distribuições de probabilidade para uma variável aleatória, cada uma descreve um intervalo de valores que a variável pode assumir e suas respectivas probabilidades de ocorrência. Para realização dos testes de aderência, foram avaliados 20

tipos de distribuições teóricas disponíveis no software @Risk, que estão apresentadas no Quadro 4.

Quadro 4 - Distribuições Teóricas Testadas

Distribuições	
Beta Generalizada	Log-Normal II
Erf	Normal
Erlang	Pareto
Exponencial	Pareto II
Extreme Value	Pearson V
Gamma	Pearson VI
Gaussiana Inversa	Qui-quadrado
Logística	Rayleigh
Log-Logística	Student
Log-Normal	Weibull

O ajuste das distribuições foi realizado a partir do software @Risk, utilizando o método da máxima verossimilhança para a estimação dos parâmetros. Neste método, os parâmetros estimados maximizam a probabilidade dos dados serem obtidos com a função densidade da distribuição teórica.

A seleção das distribuições teóricas que melhor se ajustam aos dados empíricos é feita por meio de estatísticas geradas pelos testes de aderência. Quanto menor forem os valores dessas estatísticas, melhor é o ajuste da distribuição. A um determinado nível de significância definido, aceita-se a hipótese nula de que os dados seguem a distribuição testada, quando a estatística teste for inferior ao valor crítico.

Três tipos de testes de aderência disponíveis são o Qui-Quadrado, o Kolmogorov-Smirnov e o Anderson-Darling. Os testes Qui-Quadrado e Kolmogorov-Smirnov apresentam certas limitações em seus resultados (PALISADE CORPORATION, 2002, p.149). Na estatística Qui-Quadrado, os dados são dispostos em forma categorizada e os resultados do teste podem variar dependendo de como as categorias são especificadas. O teste de Kolmogorov-Smirnov, por sua vez, utiliza a maior diferença entre as distribuições acumuladas empírica e teórica. Como a maior diferença geralmente está no centro da distribuição, não há uma avaliação adequada do ajuste nas caudas.

Em razão dessas propriedades, a estatística utilizada para avaliação do ajuste das distribuições foi a de Anderson-Darling. Esse teste é similar ao de Kolmogorov-Smirnov, entretanto, há uma maior ênfase às diferenças nas caudas da distribuição. Segundo Evans e Olson (1998, p.99), a estatística Anderson-Darling é adequada quando se deseja um melhor ajuste nas extremidades da distribuição.

De uma forma geral, a distribuição teórica que melhor se ajustou aos índices foi a Logística (6 índices), seguida pela Weibull e pela Log-Logística (3 índices cada). As distribuições Extreme Value, Log-Normal, Gaussiana Inversa e Beta Generalizada aparecem uma vez cada. A Tabela 16 apresenta as distribuições de probabilidade que melhor se ajustaram aos índices em cada segmento, bem como os valores da estatística Anderson-Darling.

Tabela 16 – Distribuições de Probabilidade Ajustadas

Segmento	Índice	Distribuição Ajustada	Estatística Anderson-Darling
1	X12	Logística	4,44
	X16	Extreme Value	36,18
	X19	Log-Normal	4,89
	X22	Log-Logística	29,87
2	X12	Logística	15,38
	X16	Gaussiana Inversa	2,15*
	X19	Logística	1,52*
	X22	Log-Logística	2,17*
3	X12	Beta Generalizada	16,42
	X16	Weibull	0,72*
	X19	Logística	0,60*
	X22	Logística	1,71*
4	X12	Logística	29,31
	X16	Log-Logística	0,56*
	X19	Weibull	5,79
	X22	Weibull	3,19*

* valores de estatística inferiores ao valor crítico, ao nível de significância de 1%.

Em alguns casos, a distribuição de probabilidade teórica que melhor se ajustou aos dados empíricos ainda apresentou estatística Anderson-Darling superior ao valor crítico para o nível de significância de 1%. Apesar disso, o objetivo desse procedimento não é encontrar a real distribuição dos índices em cada segmento, mas sim identificar, das distribuições teóricas testadas, aquela que mais se ajusta ao comportamento dos dados empíricos.

O Apêndice 1 apresenta os parâmetros das distribuições de probabilidade com os melhores ajustes.

4.2.4 Relações de Dependência entre os Índices

As distribuições de probabilidade ajustadas modelam o comportamento dos índices econômico-financeiros em cada segmento. Entretanto, é importante que o relacionamento entre os índices seja reconhecido no processo de simulação, caso contrário o modelo pode gerar resultados não realísticos.

Uma importante característica das variáveis aleatórias é a relação de dependência ou independência que existe entre elas. As variáveis chamadas independentes são aquelas cujo comportamento não é afetado por outras variáveis. Por outro lado, as variáveis dependentes têm o seu comportamento determinado, completa ou parcialmente, por uma ou mais variáveis.

Uma forma de definir a relação de dependência entre variáveis aleatórias é a utilização de uma função de cópula (FREY *et al.*, 2001, p.2). A função de cópula gera uma distribuição conjunta para as variáveis (distribuição multivariada), a partir das distribuições univariadas de cada variável, chamadas de distribuições marginais.

Para modelar as relações de dependência entre os índices econômico-financeiros do modelo de risco de crédito, utilizou-se uma função de cópula elíptica, que tem como parâmetro a matriz de correlação das variáveis. A matriz de correlação dos índices foi construída em relação a cada segmento utilizado no ajuste das distribuições. Buscou-se, assim, capturar a relação de dependência específica entre os índices das empresas com níveis de risco semelhantes.

A matriz de correlação foi construída com base nos mesmos dados empíricos utilizados no ajuste das distribuições. Dessa forma, o cálculo dos coeficientes de correlação envolveu uma série histórica de índices composta por 16 observações referentes ao período de janeiro de 2000 a dezembro de 2003. Adotou-se o coeficiente de correlação por postos de Spearman, que

é o algoritmo utilizado pelo software @Risk. A Tabela 17 apresenta os coeficientes de correlação de Spearman entre os índices em cada segmento.

Tabela 17 – Matriz de Correlação dos Índices Econômico-Financeiros

Segmento	Índice	X12	X16	X19	X22
1	X12	1			
	X16	-0,11	1		
	X19	0,06	-0,03	1	
	X22	0,01	-0,04	0,24	1
2	X12	1			
	X16	0,37	1		
	X19	0,06	0,63	1	
	X22	-0,25	0,34	0,00	1
3	X12	1			
	X16	0,27	1		
	X19	0,05	0,62	1	
	X22	-0,39	0,32	-0,06	1
4	X12	1			
	X16	-0,01	1		
	X19	0,36	0,18	1	
	X22	-0,17	0,13	0,36	1

4.2.5 Distribuição de Perdas da Carteira

O procedimento final da metodologia proposta consiste em estimar a distribuição de perdas em crédito da carteira, o que compreende o objetivo principal de um modelo de risco de portfólio. A distribuição das perdas em crédito é estimada com base em milhares de possíveis realizações de perda geradas pelo processo de simulação.

Os dados de entrada da simulação são o formato e os parâmetros das distribuições de probabilidade ajustadas dos índices de cada segmento da carteira, bem como as matrizes de correlação desses indicadores. A partir desses dados, são simulados valores para os índices e inseridos na equação do modelo de risco de crédito, obtendo-se a probabilidade de default e a perda em cada empresa da carteira. As perdas das empresas são então totalizadas, chegando-se à perda de todo o portfólio.

Para gerar a distribuição de perdas da carteira de crédito hipotética, foram realizadas 100 mil simulações, o que corresponde a 100 mil possíveis valores de perda para o portfólio. Cada simulação envolve 3 mil iterações, que definem as perdas das empresas da carteira. Em cada iteração são simuladas as quatro variáveis de entrada do modelo de risco de crédito (índices), que dão origem a uma variável de saída (perda), portanto o processamento completo da simulação envolveu 1,5 bilhão de dados.

O Gráfico 7 ilustra a distribuição de perdas da carteira de crédito hipotética gerada pelo modelo de risco de portfólio.

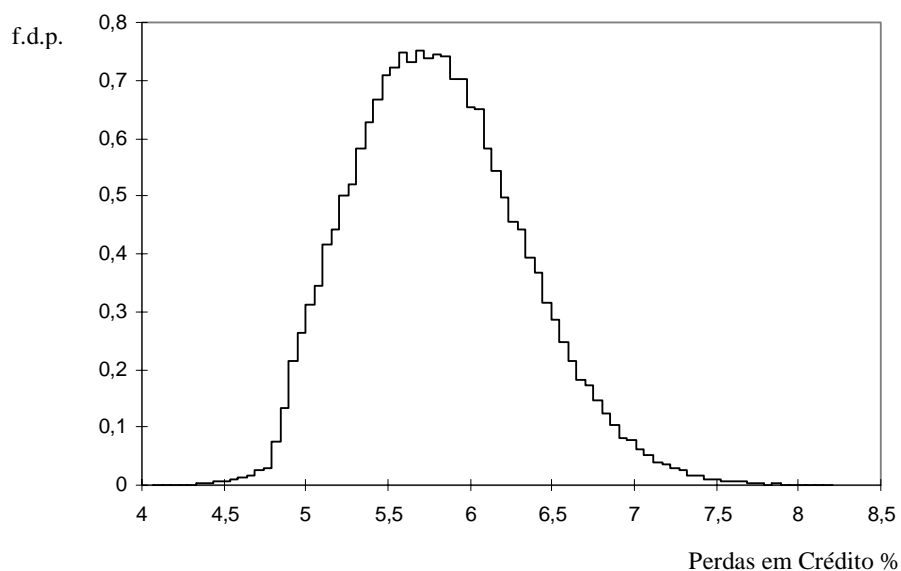


Gráfico 7 – Distribuição de Perdas da Carteira de Crédito Hipotética

De acordo com os resultados da simulação, as perdas da carteira hipotética têm valor mínimo de 4,06% e valor máximo de 8,19%. A média da distribuição de perdas é 5,81% e representa a perda esperada do portfólio no período avaliado. Assim, espera-se que as perdas da carteira hipotética no horizonte de um ano sejam de R\$ 174,3 milhões, que equivale a 5,81% da exposição total do portfólio (R\$ 3 bilhões).

A perda não esperada é determinada com base em um quantil superior da distribuição, definido pela instituição em consonância com a taxa de insolvência objetiva. A partir desse valor, calcula-se o capital econômico pela diferença entre a perda esperada e a perda não esperada. Por exemplo, se for estabelecido o quantil 99,7% da distribuição, as perdas não

esperadas somam R\$ 222 milhões (7,4% da exposição total do portfólio), o que implicaria em uma alocação de capital econômico de R\$ 47,7 milhões.

A Tabela 18 apresenta os valores da perda não esperada e do capital econômico para a carteira de crédito hipotética, em relação a alguns quantis da distribuição.

Tabela 18 – Perdas não Esperadas e Capital Econômico – Carteira Hipotética

Quantil	Perda não Esperada	Perda não Esperada (-) Perda Esperada	Capital Econômico (R\$ mil)
99,0	7,14%	1,33%	39.900
99,5	7,29%	1,48%	44.400
99,6	7,34%	1,53%	45.900
99,7	7,40%	1,59%	47.700
99,8	7,49%	1,68%	50.400
99,9	7,62%	1,81%	54.300

Além da perda esperada e da perda não esperada, uma informação que pode ser extraída da distribuição é a probabilidade das perdas superarem um determinado valor, dada pela área sob a curva à direita deste ponto. Como exemplo, a probabilidade das perdas efetivas da carteira hipotética serem superiores a R\$ 210 milhões, que equivale a 7% da exposição total do portfólio, é de 1,8%.

Por fim, o teste de aderência dos valores de perda da carteira de crédito hipotética indica que a distribuição teórica que melhor se ajusta aos dados simulados é a distribuição Beta Generalizada, com estatística Anderson-Darling de 8,42.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O aprimoramento das técnicas de gestão de risco de crédito que vem ocorrendo no mercado financeiro nos últimos anos levou ao desenvolvimento de novas metodologias de mensuração de risco de carteiras. No entanto, os principais modelos de risco de portfólio utilizados pela indústria bancária internacional têm aplicação limitada no Brasil, devido às características de nosso mercado de crédito.

Este estudo propôs um conjunto de procedimentos que possibilitam a mensuração do risco de portfólios de créditos concedidos por instituições financeiras a empresas, considerando as características e a disponibilidade de dados do mercado de crédito brasileiro. Com uma abordagem conceitual simples, o modelo proposto pode ser aplicado de forma extensiva no mercado de crédito do Brasil, já que as variáveis de entrada exigidas compreendem índices econômico-financeiros calculados a partir dos demonstrativos contábeis das empresas.

O produto final do modelo é a distribuição de perdas da carteira, a partir da qual podem ser extraídas medidas que quantificam o risco do portfólio, como a perda esperada e a perda não esperada. A perda esperada determina o valor da provisão para risco de crédito da carteira e subsidia os gestores na precificação das operações. A perda não esperada permite que seja calculado o montante de capital econômico que deve ser alocado pelo banco para suportar o risco da carteira.

O modelo possibilita diversas aplicações gerenciais importantes para o processo de gestão de risco de crédito das instituições financeiras. A distribuição das perdas do portfólio pode ser utilizada, por exemplo, para a avaliação comparativa do desempenho entre carteiras de crédito ou unidades de negócio distintas de uma instituição.

Além disso, a metodologia permite que seja avaliado o risco marginal de um determinado tomador na carteira. Simulando-se duas distribuições de perda distintas, uma incluindo o tomador e outra não, a comparação dos resultados fornece uma estimativa da contribuição deste ativo ao risco total do portfólio, chamada de risco marginal.

Na metodologia proposta, a carteira foi segmentada de acordo com o nível de risco dos tomadores. No entanto, outros critérios de segmentação podem ser utilizados, como, por exemplo, de acordo com os setores econômicos dos devedores. O cálculo das perdas em cada setor econômico permitiria que a instituição adotasse ações para gerenciar o risco específico de cada segmento, como estabelecer limites de exposição em relação ao capital econômico disponível. Neste caso, o ajuste das distribuições de probabilidade dos índices econômico-financeiros e a construção das matrizes de correlação seriam feitos a partir dos dados de cada segmento.

Destaca-se que o modelo de risco de portfólio proposto neste estudo não foi desenvolvido com o propósito de ser a melhor solução possível para a mensuração de risco de carteiras de crédito, mas sim uma metodologia alternativa aos modelos de portfólio utilizados no mercado internacional, que permite que o risco de carteiras de crédito no mercado brasileiro seja mensurado.

Adicionalmente, a metodologia proposta será objeto de futuros aprimoramentos por parte do autor. Possíveis extensões à abordagem inicial apresentada neste trabalho incluiriam modelar explicitamente as relações de dependência entre as empresas da carteira, o que provavelmente tornaria a distribuição de perdas mais assimétrica, bem como integrar o efeito das variações econômicas na distribuição de perdas da carteira.

Por fim, espera-se que o estudo contribua para o aprimoramento das técnicas de mensuração de risco de crédito no Brasil, especialmente em relação às aplicações gerenciais possibilitadas pela utilização de um modelo de risco de crédito em nível de portfólio. Ademais, a discussão empreendida neste estudo pode ser um estímulo ao desenvolvimento de novos trabalhos nos meios acadêmicos acerca deste tema.

REFERÊNCIAS

- ABE, Edson R. **Modelos de risco de crédito**: estudo de caso do modelo KMV adequado ao mercado brasileiro. São Paulo, 2002. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo.
- ALTMAN Edward I. *Corporate bond and commercial loan portfolio analysis*. Wharton Financial Institutions Center, Working Paper, Sep. 1996.
- ALTMAN, Edward I. *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. **The Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, Sep. 1968.
- ALTMAN, Edward I. *et al.* Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, v. 19, p. 17-28, Jan./Mar. 1979.
- ALTMAN, Edward I. *et al.* *Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations*. **Journal of Banking and Finance**, v. 1, n. 1, p. 29-54, Jun. 1977.
- ALTMAN, Edward I.; SAUNDERS, Anthony. *Credit risk measurement: developments over the last 20 years*. **Journal of Banking & Finance**, v. 21, n. 11-12, p. 1721-1742, Dec. 1997.
- ANDERSON, J.A. *Logistic discrimination*. In: KRISHNAIAH, P.R.; KANAL, L.N. **Handbook of Statistics**. Amsterdam: North Holland Publishing Company, v. 2, p. 169-191, 1982.
- ANDERSON T.W.; DARLING, D.A. *Asymptotic theory of certain goodness-of-fit criteria based on stochastic processes*. **Annals of Mathematical Statistics**, v. 23, n. 2, p. 193-212, Jun. 1952.
- ANDRADE, Fabio W.M. **Desenvolvimento de modelo de risco de portfólio para carteiras de crédito a pessoas físicas**. São Paulo, 2004. Tese (Doutorado em Administração) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.
- ARAGÃO, César S.L. *et al.* Análise do risco de uma carteira de crédito por meio de simulação de Monte Carlo. **Resenha BM&F**, n. 152, p. 49-56, 2002.
- ASSAF NETO, Alexandre. **Estrutura e análise de balanços**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2002.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Total de operações de crédito do sistema financeiro**: mês de referência - Dezembro/2003. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em: 26/02/2004.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *International convergence of capital measurement and capital standards*. Basle: Bank for International Settlements, Jul. 1988.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *Credit risk modelling: current practices and applications*. Basle: Bank for International Settlements, Apr. 1999.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *Range of practice in bank's internal ratings systems*. Basle: Bank for International Settlements, Jan. 2000a.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *Principles for the management of credit risk*. Basle: Bank for International Settlements, Sep. 2000b.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION - BCBS. *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*. Basle: Bank for International Settlements, Jun. 2004.

BEAVER, William H. *Financial ratios as predictors of failure*. **Journal of Accounting Research**, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, v. 4, p. 77-111, 1966.

BEAVER, William H. *Market prices, financial ratios, and the prediction of failure*. **Journal of Accounting Research**, v. 6, n. 2, p. 179-192, Autumn 1968.

BENNETT, Paul. *Applying portfolio theory to global bank lending*. **Journal of Banking and Finance**, v. 8, n. 2, p. 153-169, Jun. 1984.

BESSIS, Joel. *Risk management in banking*. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.

BLACK, Fisher; SCHOLES, Myron. *The pricing of options and corporate liabilities*. **Journal of Political Economy**, v. 81, n. 3, p. 637-654, May./Jun. 1973.

BLUHM, Christian *et al.* *An introduction to credit risk modeling*. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2003.

BORGES, Olavo. Rating de crédito: considerações sobre os modelos. **Tecnologia de Crédito**, n. 24, p. 14-27, 2001.

CAOQUETTE, John B. *et al.* **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CARNEIRO, Fábio C. **Modelagem de risco de crédito de portfólio: implicações para a regulamentação sobre requerimento de capital de instituições financeiras**. São Paulo, 2002. Dissertação (Mestrado em Administração) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.

CHAIA, Alexandre J. **Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo.

CHIRINKO, Robert S. *et al.* *Developing a systematic approach to credit risk management*. **Journal of Retail Banking**, v. 13, n. 3, p. 29-37, Fall 1991.

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL - CMN. **Resolução n. 2682**, de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Brasília, 1999.

CREDIT SUISSE FIRST BOSTON - CSFB. *CreditRisk+ : a credit risk management framework*. Zurique: Credit Suisse Group, 1997.

CROUHY, Michel *et al.* *A comparative analysis of current credit risk models*. **Journal of Banking and Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 59-117, Jan. 2000.

DOUAT, João C. **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 (Doutorado em Administração) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.

DYNKIN, Lev *et al.* *Sufficient diversification in credit portfolios*. **The Journal of Portfolio Management**, v. 29, n. 1, p. 89-114, Fall 2002.

EISENBEIS, Robert A. *Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics*. **The Journal of Finance**, v. 32, n. 3, p. 875-900, Jun. 1977.

EISENBEIS, Robert A. *Problems in applying discriminant analysis in credit scoring models*. **Journal of Banking and Finance**, v. 2, n. 3, p. 205-219, Oct. 1978.

ELTON, Edwin J.; GRUBER, Martin J. *Modern portfolio theory and investment analysis*. 5th ed. New York: Wiley, 1995.

EVANS, James R.; OLSON, David L. *Introduction to simulation and risk analysis*. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

FEDERAL RESERVE SYSTEM TASK FORCE ON INTERNAL CREDIT RISK MODELS. *Credit risk models at major U.S. Banking Institutions: current state of the art and implications for assessments of capital adequacy*. Washington, 1998.

FREY, Rudiger *et al.* *Copulas and credit models*. **Risk**, v. 14, p. 111-114, Oct. 2001.

GARCIA, Valéria S. **Gestão de risco de crédito e regulamentação**: uma reflexão sobre o caso brasileiro. São Paulo, 2002. Dissertação (Mestrado em Administração) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.

GARSDIE, Thomas *et al.* **Credit portfolio management**. Oliver, Wyman & Company, Dec. 1999. Disponível em: <<http://www.erisk.com>>. Acesso em: 08/09/2004.

GILES, David E.A. *A saddlepoint approximation to the distribution function of the Anderson-Darling test statistic*. **Communications in Statistics: Simulation and Computation**, v. 30, p. 899-905, 2001.

GOLLINGER, Terri L.; MORGAN, John B. *Calculation of an efficient frontier for a commercial loan portfolio*. **The Journal of Portfolio Management**, v. 19, n. 2, p. 39-46, Winter 1993.

GORDY, Michael B. *A comparative anatomy of credit risk models*. **Journal of Banking and Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 119-149, Jan. 2000.

GUPTON, Greg M. *et al.* **CreditMetrics: Technical Report**. New York: J.P. Morgan & Co. Incorporated, 1997.

HAIR Jr., Joseph F. *et al.* **Multivariate data analysis**. 5th ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley. *A goodness-of-fit test for the multiple logistic regression model*. **Communications in Statistics**, A10, p.1043-1069, 1980.

HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley. **Applied logistic regression**. 2nd ed. New York: John Wiley & Sons, 2000.

JACKSON, Patricia *et al.* *Credit risk modelling*. **Financial Stability Review**, Bank of England, n. 6, Jun. 1999.

JONES, David; MINGO, John. *Industry practices in credit risk modeling and internal capital allocations: implications for a models-based regulatory standard*. **Economic Policy Review**, Federal Reserve Bank of New York, v. 4, n. 3, p. 53-60, Oct. 1998.

KEALHOFER, Stephen; BOHN, Jeffrey R. **Portfolio management of default risk**. São Francisco: KMV LLC, 1993.

KOYLUOGLU, H.Ugur; HICKMAN, Andrew. *A generalized framework for credit risk portfolio models*. Oliver, Wyman & Company and Credit Suisse Financial Products, Working Paper, Oct. 1999.

LACHENBRUCH, P.A. *An almost unbiased method of obtaining confidence intervals for the probability of misclassification in discriminant analysis*. **Biometrics**, v. 23, p. 639-645, Dec. 1967.

MARKOWITZ, Harry. *Portfolio Selection*. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77-91, Mar. 1952.

MARTINS, Gilberto A. **Manual para elaboração de monografias e dissertações**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 1994.

MATARAZZO, Dante C. **Análise financeira de balanços**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

MATTEN, Chris. *Managing bank capital: capital allocation and performance measurement*. 2nd ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2000.

MAUSSER, Helmut; ROSEN, Dan. *Efficient risk/return frontiers for credit risk*. **Algo Research Quartely**, v. 2, n. 4, p. 35-48, Dec. 1999.

MERTON, Robert C. *On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates*. **The Journal of Finance**, v. 29, n. 2, p. 449-470, May 1974.

MORGAN, John B. *Managing a loan portfolio like an equity fund*. **The Bankers Magazine**, Jan./Feb. 1989.

MORGAN, John B.; GOLLINGER, Terri L. *Calculation of an efficient frontier for a commercial loan portfolio*. **The Journal of Portfolio Management**, Winter 1993.

NEOPHYTOU, Evridiki *et al.* *Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK*. University of Southampton, Working Paper, Sep. 2000.

OHLSON, James A. *Financial ratios and the probabilistic predictions of bankruptcy*. **Journal of Accounting Research**, v. 18, n. 1, p. 109-131, Spring 1980.

OLIVEIRA, José G.C.; ANDRADE, Fábio W.M. *Comparação entre medidas de performance de modelos de credit scoring*. **Tecnologia de Crédito**, n. 33, p. 35-47, 2002.

ONG, Michael K. *Internal credit risk models: capital allocation and performance measurement*. London: Risk Books, 1999.

PALISADE CORPORATION. **@RISK - Advanced risk analysis for spreadsheets**. New York, 2002.

PRADO, Renata G.A. *et al.* Gerenciamento de riscos de crédito em bancos de varejo no Brasil. **Tecnologia de Crédito**, n. 19, p. 7-30, 2000.

PRESS, James S.; WILSON, Sandra. *Choosing between logistic regression and discriminant analysis*. **Journal of the American Statistical Association**, v. 73, n. 364, p. 699-705, Dec. 1978.

RAGSDALE, Cliff T. *Spreadsheet modeling and decision analysis: a practical introduction to management science*. 3rd ed. Cincinnati: South-Western College Publishing, 2001.

SANVICENTE, Antonio Z.; BADER, Fani L. *Filing for financial reorganization in Brazil: event prediction with accounting and financial variables and the information content of the filing announcement*. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper, Mar. 1996.

SANVICENTE, Antonio Z.; MINARDI, Andréa M.A.F. **Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas**. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper, Out. 1998.

SAUNDERS, Anthony. **Administração de instituições financeiras**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2000a.

SAUNDERS, Anthony. **Medindo o risco de crédito**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000b.

SCHECHTMAN, Ricardo. Descrição e uso de um modelo de risco de crédito ao nível de portfólio. **Economia Bancária e Crédito**. Brasília: Banco Central do Brasil, 2002.

SCHECHTMAN, Ricardo *et al.* *Credit risk measurement and the regulation of bank capital and provision requirements in Brazil: a corporate analysis*. Banco Central do Brasil, Working Paper, n. 91, Nov. 2004.

SCHRICKEL, Wolfgang K. **Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SCOTT, James. *The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models*. **Journal of Banking and Finance**, v. 5, n. 3, p. 317-344, Sep. 1981.

SECURATO, José R. **Uma variação do modelo KMV de crédito para o cálculo da probabilidade de default de uma empresa**. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - Universidade de São Paulo, Working Paper, n. 3, 2005.

SICSÚ, Abraham L. Desenvolvimento de um sistema de *credit scoring* – parte I. **Tecnologia de Crédito**, n. 4, p. 63-76, 1998a.

SICSU, Abraham L. Desenvolvimento de um sistema de *credit scoring* – parte II. **Tecnologia de Crédito**, n. 5, p. 57-68, 1998b.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e análise de risco de crédito**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SMITHSON, Charles. *Credit portfolio management*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2003.

SPSS INC. *SPSS – Statistical Package for the Social Sciences*. Chicago, 2005.

STEVENSON, Bruce G.; FADIL, Michel, W. *Modern portfolio theory: can it work for commercial loans?* **Commercial Lending Review**, v. 10, n. 2, Spring 1995.

VOSE, David. *Quantitative risk analysis: a guide to Monte Carlo simulation modelling*. Chichester: John Wiley & Sons, 1996.

WEHRSPORN, Uwe. *Visual portfolio analysis*. Alfred Weber Institute, Working Paper, 2003.

WEILAND, Janice M. *Managing portfolio concentrations through diversification*. **Journal of Commercial Lending**, v. 76, n. 4, p. 20-25, Dec. 1993.

WILSON, Thomas C. *Measuring and managing credit portfolio risk: part I - modelling systemic default risk*. **Risk Magazine**, n. 10, Sep. 1997a.

WILSON, Thomas C. *Measuring and managing credit portfolio risk: part II - portfolio loss distributions*. **Risk Magazine**, n. 10, Oct. 1997b.

**APÊNDICE 1 – PARÂMETROS DAS DISTRIBUIÇÕES COM MELHORES
AJUSTES**

Segmento	Índice	Distribuição	Parâmetro	Valor
1	X12	Logística	α	0,241312
			β	0,119079
	X16	Extreme Value	a	0,078148
			b	0,087340
	X19	Log-Normal	μ	1,636865
			σ	0,167810
			X22	Log-Logística
	β	0,574502		
	α	6,069442		
2	X12	Logística	α	0,072993
			β	0,140311
	X16	Gaussiana Inversa	μ	7,156739
			λ	22958,14
	X19	Logística	α	0,042979
			β	0,069531
			X22	Log-Logística
	β	7,076050		
	α	144,803853		
3	X12	Beta Generalizada	α_1	38,341472
			α_2	4,096738
			mín	-5,467429
			máx	0,573851
	X16	Weibull	α	4,128561
			β	0,499922
	X19	Logística	α	0,012505
			β	0,065656
	X22	Logística	α	-0,132751
β			0,057067	
4	X12	Logística	α	-0,042714
			β	0,157144
	X16	Log-Logística	γ	-2,350381
			β	2,792775
			α	33,349616
	X19	Weibull	α	12,979037
			β	1,739606
	X22	Weibull	α	41,205609
β			7,087495	