

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO – PPGA
MESTRADO ACADÊMICO EM CONTABILIDADE E FINANÇAS

**Construção e Avaliação de um Modelo de Simulação de
Monte Carlo para Analisar a Capacidade de Pagamento das
Empresas em Financiamentos de Longo Prazo**

Dissertação de Mestrado apresentada
ao Programa de Pós-Graduação em
Administração da Universidade
Federal do Rio Grande do Sul como
requisito parcial para a obtenção do
título de Mestre em Administração.

MARCO VALES BURATTO

Orientador: Prof. Dr. Oscar Claudino Galli

Porto Alegre, fevereiro de 2005

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

CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO DE UM MODELO DE SIMULAÇÃO
PARA ANALISAR A CAPACIDADE DE PAGAMENTO DAS EMPRESAS EM
FINANCIAMENTOS DE LONGO PRAZO

MARCO VALES BURATTO

PORTO ALEGRE, 2005

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Gilberto de Oliveira Kloeckner

Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA)
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

Prof. Dr. João Luiz Becker

Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA)
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

Prof. Dr. Ronald Otto Hillbrecht

Programa de Pós-Graduação em Economia (PPGE)
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

RESUMO

A atividade de crédito consiste, em termos financeiros, na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento em data futura. Uma vez que se trata de promessa de pagamento, existe a possibilidade de que a mesma não seja cumprida, dando origem ao risco de crédito.

Dada a existência desse risco, cabe às instituições que concedem crédito realizar uma análise do proponente, buscando aferir se o mesmo possui condições de cumprir o compromisso assumido. Um dos aspectos a ser levado em consideração nessa análise diz respeito à capacidade de pagamento da empresa, realizada através de projeções do fluxo de caixa da mesma.

Com base nisso, o presente trabalho teve por objetivo a construção de um modelo de simulação para avaliar a capacidade de pagamento de empresas em financiamentos de longo prazo. Entende-se que a aplicação de um modelo dessa natureza pode trazer informações adicionais relevantes para o problema em análise.

A avaliação do modelo construído, realizada através de consulta a *experts* no problema de decisão de crédito, aponta que tanto a técnica utilizada quanto o modelo construído mostram-se adequados e aderentes à realidade, propiciando uma maior segurança para a tomada de decisão.

Palavras-chave: risco de crédito, capacidade de pagamento, simulações.

ABSTRACT

The credit activity consists in the exchange of a present value for a payment promise in the future. Since it is a promise, there is a sort of risk due to uncertainty in a counterparty's ability to meet its obligations, which is called credit risk or default risk.

Once the mentioned risk exists, financial institutions should carry out a process called credit analysis, which allows them to assess the credit quality of a potential borrower. Many aspects are generally considered in this process, one of which is the ability of a counterparty to pay its debts based in its cash flow projection.

This work aimed at building a simulation model for evaluating the obligor's ability to pay in long-run financings. It is expected that the usage of such a probabilistic technique could convey additional relevant information for the decision's takers.

The model's evaluation was carried out through expert opinion. The specialists affirmed that both the technique used and the model specifically built are adequate, generating realistic results and allowing a better credit decision.

Keywords: credit risk, ability to pay, Monte Carlo Simulation.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	10
Justificativa	12
Objetivos.....	13
Método.....	13
Organização do estudo.....	14
1 – REFERENCIAL TEÓRICO.....	15
1.1 – Crédito, risco de crédito e decisão de crédito	15
1.2 – Abordagens tradicionais de avaliação e de medição do risco de crédito.....	17
1.2.1 – Sistemas especialistas.....	17
1.2.1.1 – Os 5 Cs do Crédito	19
1.2.2 – Sistemas de classificação (<i>Rating</i>).....	24
1.2.3 – Sistemas de pontuação de crédito (<i>Credit Scoring</i>)	30
1.3 – Novas abordagens de avaliação e de medição do risco de crédito	34
1.3.1 – Modelo CreditMetrics.....	39
1.3.2 – Modelo CreditPortfolioView	43
1.3.3 – Modelo KMV.....	43
1.3.4 – Modelo CreditRisk+.....	45
1.3.5 – Abordagens novas: utilização no Brasil	48
1.4 – Avaliação da capacidade de pagamento	50
1.4.1 – Fluxo de caixa.....	51
1.4.2 – Projeção do fluxo de caixa.....	53
1.4.3 – Análise de risco na projeção do fluxo de caixa.....	56
1.4.4 – Simulações.....	58
1.4.4.1 – Simulações de Monte Carlo.....	59
1.4.4.1.1 – Como funciona o método de Monte Carlo	60
1.4.4.1.2 – Gerador de números aleatórios.....	61
1.4.4.1.3 – Método de amostragem.....	62
1.4.4.1.4 – Conceitos estatísticos.....	63
1.4.4.1.5 – As etapas do processo de simulação.....	64
1.4.4.2 – Simulações: aplicações à projeção de fluxo de caixa.....	65
2 – CONSTRUÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO	68
2.1 – Ambiente de pesquisa	69

2.2 – Desenvolvimento conceitual do modelo	70
2.2.1 – Definição do problema de estudo	70
2.2.2 – O modelo em uso no BRDE	71
2.2.2.1 – Definição das variáveis de entrada do modelo	76
2.2.2.2 – Definição da variável de saída do modelo	81
2.3 – Definição do modelo	83
2.3.1 – Definição das distribuições de probabilidade associadas às variáveis de entrada	83
2.3.2 – Definição das correlações entre as variáveis de entrada	85
2.4 – Verificação e validação do modelo	87
2.5 – Apresentação e operacionalização do modelo	89
2.5.1 – Especificação 1	89
2.5.2 – Especificação 2	90
2.5.3 – Um exemplo real ilustrativo	92
2.6 – Desenho e realização de experimentos com a utilização do modelo.....	100
2.6.1 – Amostra.....	100
2.6.2 – Opções da simulação	102
2.6.3 – Apresentação dos resultados	103
2.6.4 – Método de avaliação do modelo.....	104
2.6.4.1 – Avaliação qualitativa	104
2.6.4.2 – Avaliação quantitativa	106
3 – AVALIAÇÃO DO MODELO	107
3.1 – Avaliação qualitativa do modelo	107
3.2 – Avaliação quantitativa do modelo	111
3.3 – Recomendações e sugestões para trabalhos posteriores.....	121
CONSIDERAÇÕES FINAIS	125
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	128
ANEXOS	133

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – O sistema de classificação da OCC.....	25
Tabela 2 – Um exemplo de sistema de classificação de empréstimos.....	27
Tabela 3 – Dias de atraso e reclassificação de nível de risco (BACEN).....	28
Tabela 4 – Classe de risco e nível de provisionamento (BACEN).....	28
Tabela 5 – Ponderações de capital de risco por classes de ativo.....	37
Tabela 6 – Distribuição do valor de um título BBB após 1 ano em função de mudanças no seu <i>rating</i>	41
Tabela 7 – Probabilidade de número de inadimplências por Poisson.....	47
Tabela 8 – Projeção de fluxo de caixa.....	54
Tabela 9 – Quadro de capacidade de pagamento.....	72
Tabela 10 – Modelagem das componentes do fluxo de caixa em outros estudos.....	77
Tabela 11 – Modelagem das componentes do fluxo de caixa.....	80
Tabela 12 – Correlação de Spearman entre componentes selecionadas do fluxo de caixa.....	86
Tabela 13 – Quadro de capacidade de pagamento (exemplo).....	92
Tabela 14 – Estatísticas do índice de cobertura (especificação 1).....	94
Tabela 15 – Decis do índice de cobertura (especificação 1).....	94
Tabela 16 – Parâmetros para o CPV – primeiro ano (especificação 1).....	96
Tabela 17 – Parâmetros para o CPV – demais anos (especificação 1).....	96
Tabela 18 – Estatísticas do índice de cobertura (especificação 2).....	98
Tabela 19 – Decis do índice de cobertura (especificação 2).....	98
Tabela 20 – Correlação de Pearson entre Endividamento bancário sobre Ativo Circulante (ENDAC) e indicadores selecionados das simulações.....	118
Tabela 21 – Correlação de Spearman entre Dívidas bancárias sobre Ativo Circulante e indicadores selecionados das simulações.....	118
Tabela 22 – Correlação de Pearson entre Rentabilidade sobre Patrimônio Líquido (RPL) e indicadores selecionados das simulações.....	119
Tabela 23 – Correlação de Spearman entre Retorno sobre Patrimônio Líquido e indicadores selecionados das simulações.....	119

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Comparação entre retorno de mercado e retorno de crédito	38
Figura 2 – Resumo esquemático do CreditMetrics	40
Figura 3 – Cálculo do EDF teórico.....	45
Figura 4 – O método da transformada inversa.....	61
Figura 5 – Distribuição da <i>Receita bruta</i> para o primeiro ano de amortização (exemplo).....	93
Figura 6 – Distribuição da <i>Receita bruta</i> para os demais anos de amortização (exemplo).....	93
Figura 7 – Histograma conjunto dos índices de cobertura (especificação 1).....	95
Figura 8 – Gráficos do primeiro ano de amortização (especificação 1)	95
Figura 9 – Gráficos do segundo ano de amortização (especificação 1)	95
Figura 10 – Gráficos do terceiro ano de amortização (especificação 1)	96
Figura 11 – Gráfico de tendência (especificação 1).....	96
Figura 12 – Histograma conjunto dos índices de cobertura (especificação 2).....	98
Figura 13 – Gráficos do primeiro ano de amortização (especificação 2)	99
Figura 14 – Gráficos do segundo ano de amortização (especificação 2)	99
Figura 15 – Gráficos do terceiro ano de amortização (especificação 2)	99
Figura 16 – Gráfico de tendência (especificação 2).....	99
Figura 17 – Comparação entre distribuições de probabilidade de duas empresas (2º ano de amortização).....	112
Figura 18 – Distribuição de probabilidade da empresa 8 (2º ano de amortização)	113

INTRODUÇÃO

A atividade de crédito consiste, em termos financeiros, na entrega de um valor presente mediante uma promessa de pagamento em data futura, o que significa que, no exercício de tal atividade, origina-se uma expectativa de recebimento de um valor pela parte credora. Uma vez que se trata de promessa de pagamento, existe a possibilidade de que a mesma não seja cumprida, ou seja, existe a possibilidade de que o recebimento esperado não ocorra de acordo com as condições estabelecidas pelas partes.

A existência dessa possibilidade implica um risco associado à atividade de concessão de crédito. Esse risco denomina-se risco de crédito ou risco de inadimplência e pode ser definido em termos estatísticos como sendo a probabilidade de que o recebimento esperado não ocorra. Dada a existência desse risco, cabe às instituições que concedem crédito realizar uma análise da capacidade do proponente em cumprir a promessa de pagamento futuro realizada.

Tal análise é complexa e tem por objetivo subsidiar a decisão de crédito, ou seja, a decisão de conceder ou não o crédito solicitado pelo proponente. A abordagem tradicional, conhecida como os Cs do Crédito, enumera uma série de aspectos a serem observados no tomador, sejam eles caráter, capacidade administrativa, capital, colateral e condições externas. Essa abordagem consiste em um processo eminentemente subjetivo, sendo a decisão de crédito baseada nas informações disponíveis e na sensibilidade do analista ou de um comitê de analistas, que fazem uso de sua experiência adquirida para avaliar a capacidade de determinado tomador.

Embora seja reconhecida a importância de tal abordagem de análise de crédito, novas técnicas de cunho quantitativo têm surgido ao longo dos últimos anos, impulsionadas pela maior disponibilidade de dados e pelo avanço das técnicas estatísticas e dos processadores computacionais. As referidas técnicas de modo algum substituem a experiência pessoal dos analistas, mas podem ser instrumentos úteis complementares ao processo tradicional de análise de crédito.

Uma das técnicas que tem sido crescentemente utilizada em vários problemas complexos de decisão são as simulações. Seu uso tem sido indicado para situações de tomada de decisão em que haja incerteza com respeito ao comportamento futuro de uma ou mais variáveis. Com base em premissas realizadas sobre variáveis incertas, são feitas simulações de diversos cenários, permitindo que se avalie o impacto dessas variáveis sobre uma determinada variável de interesse, cujo comportamento é observado para a tomada de decisão.

Especificamente no que diz respeito à análise de crédito, a projeção de capacidade de pagamento de um determinado proponente é feita a partir do fluxo de caixa prospectivo da empresa. Tal projeção é feita com base em estimativas de receitas e de custos realizadas pelos analistas do projeto. No entanto, tais estimativas podem não se verificar no futuro, de modo que a capacidade de pagamento da empresa seja afetada, alterando o risco de crédito do tomador.

Desse modo, diante da incerteza relacionada a variáveis relevantes para a avaliação da capacidade de pagamento de um tomador, chega-se à constatação de que utilizar apenas um dos muitos possíveis cenários para subsidiar a difícil decisão de concessão de crédito pode ser um método pouco informativo. Adicionalmente, uma abordagem que leve em conta o risco, como as simulações de Monte Carlo, pode ser mais adequada aos decisores à medida que explicitam diversos possíveis cenários futuros, muitos deles difíceis de serem vislumbrados sem a utilização da referida técnica estatística.

Neste trabalho é construído um modelo de simulação para avaliar a capacidade de pagamento de empresas em financiamentos de longo prazo, sendo tal modelo submetido à avaliação de *experts* no processo de decisão de crédito, de forma a verificar se a utilização de simulações contribui para o problema de decisão em estudo.

Justificativa

Como evidenciado anteriormente, o processo de decisão de crédito envolve a avaliação de um conjunto de informações quantitativas e qualitativas a respeito do potencial tomador, abrangendo tanto aspectos relacionados ao tomador especificamente como também aspectos referentes ao setor em que atua e à economia como um todo.

A análise de crédito, ou seja, o processo de coleta e análise desse conjunto de informações que servem de subsídio para a tomada da decisão de crédito, sem dúvida alguma, evoluiu bastante ao longo do tempo e continua num processo de constante aperfeiçoamento. Entre os muitos avanços recentes na área, podemos citar a criação de centrais de informações cadastrais, o desenvolvimento e a utilização crescente de técnicas de *Credit Scoring*.

Entretanto, ao mesmo tempo em que se reconhece a melhoria no processo de análise de crédito, também é igualmente verdade que a aferição do risco de crédito ainda carece da utilização de ferramentas que possibilitem aumentar quantitativa e qualitativamente o conjunto de informações disponibilizadas para os decisores de crédito. Uma simples observação dos dados de qualquer instrumento de crédito mostra a existência de inadimplência, seja em maior ou menor grau, de acordo com as características do instrumento e da instituição financeira.

Ou seja, o risco de crédito e o desafio de administrá-lo e controlá-lo continuam presentes, de modo que novos esforços nesse sentido são justificados, principalmente quando trabalhamos com crédito de longo prazo, uma vez que, em tais situações, a incerteza mostra-se mais evidente em razão da distância no tempo entre a concessão do crédito e o cumprimento da promessa de pagamento.

Desse modo, a construção e a posterior validação de um modelo de simulação para auxiliar os decisores de crédito a analisar a capacidade de pagamento das empresas torna-se um empreendimento relevante inserido num contexto que envolve esforços que objetivam qualificar a decisão de concessão de crédito por parte das instituições financeiras.

Objetivos

- Objetivo Geral

Construir e avaliar um modelo de simulação de Monte Carlo para analisar a capacidade de pagamento das empresas em financiamentos de longo prazo, tomando por base o fluxo de caixa projetado para as mesmas e utilizando um indicador selecionado de capacidade de pagamento.

- Objetivos Específicos

Para que se atinja o objetivo geral do trabalho, enumeramos os seguintes objetivos intermediários, que constituem, via de regra, o rol de etapas necessárias para a construção de um modelo de simulação de Monte Carlo:

- Identificar as variáveis de entrada, analisando as fontes de incerteza relacionadas às mesmas, assim como verificando suas inter-relações;
- Analisar a variável de interesse utilizada, ou seja, um indicador que represente a capacidade de pagamento das empresas, bem como parâmetros para a qualificação de tal indicador;
- Avaliar o modelo através da utilização do mesmo em uma amostra de casos reais, submetendo os resultados a um grupo de *experts* no processo decisório de crédito.

Método

De forma geral, o presente estudo pode ser considerado, de acordo com Andrade (1999), como de caráter exploratório e aplicado, visto que objetiva avaliar a possibilidade da aplicação de uma técnica e de um modelo construído para um problema de decisão existente.

Especificamente no que diz respeito ao processo de simulação realizado no capítulo 2 do presente trabalho, foram seguidos os passos indicados em Evans e Olson (1998) e Vose (2000). Para fins de validação e avaliação do modelo construído, fez-se uso da técnica de validação aparente, consultando-se *experts* no problema de decisão de crédito através da aplicação de um questionário. Esses procedimentos metodológicos serão detalhados no capítulo supramencionado.

Organização do estudo

O presente trabalho está estruturado em três capítulos. O primeiro abrange uma revisão da literatura sobre os assuntos julgados relevantes para o desenvolvimento e entendimento do estudo.

No capítulo seguinte é descrito, de forma detalhada, o modelo de simulação construído, apresentando-se cada uma das etapas realizadas e, posteriormente, um exemplo ilustrativo sobre o funcionamento do modelo. Em seguida, é apresentada uma descrição do experimento realizado com o objetivo de avaliar o modelo construído.

Finalmente, no terceiro capítulo, são mostrados e analisados os resultados do experimento mencionado acima. Considerações sobre as limitações do estudo realizado e sugestões para estudos posteriores encerram esse capítulo.

1 – REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica dos principais elementos teóricos considerados relevantes para a realização e o entendimento do presente trabalho. Inicia-se revisando alguns conceitos-chave relacionados à atividade de crédito. Posteriormente, são apresentados os principais modelos de avaliação e de quantificação do risco de crédito. Finaliza o capítulo uma revisão sobre a construção de modelos de simulação, técnica estatística utilizada no estudo realizado.

1.1 – Crédito, risco de crédito e decisão de crédito

Num sentido genérico, crédito consiste na entrega de um valor mediante uma promessa de pagamento, ou alternativamente, na troca de um valor presente por uma promessa de reembolso futuro. O valor a que se faz referência deve ser entendido de forma abrangente, podendo estar materializado sob a forma de dinheiro ou de bens.

No contexto de um banco, que tem por atividade principal a intermediação financeira, por exemplo, o valor é representado sob a forma de um empréstimo ou financiamento, que é colocado à disposição do proponente ou tomador de recursos mediante uma promessa de pagamento futuro por parte do mesmo.

Levando em consideração essa noção geral, Schrickel (2000) apresenta a seguinte definição formal:

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 (Schrickel, 2000, p. 25).

Com essa definição, o referido autor cita alguns elementos relevantes e necessários para a compreensão do termo em análise. Primeiro, que o crédito é originado pela realização de um ato. Segundo, que o referido ato está fundamentado em uma expectativa. E, finalmente, que existe uma condição estipulada de tempo para que essa expectativa seja cumprida. Esses

elementos, indissociáveis da atividade de crédito, nos levam a outros dois conceitos, o de decisão de crédito e o de risco de crédito.

O ato de vontade que dá origem à operação de crédito pode ser definido como toda e qualquer ação empreendida internamente numa instituição financeira que envolva ou comprometa seus recursos, em conexão com uma operação que acarrete riscos, quaisquer que sejam os beneficiários, seu setor de atuação, seu país, prazos e montantes (Schrickel, 2000).

E, sendo um ato de vontade, sempre caberá ao cedente do patrimônio, seja ele seu titular ou não, a decisão de cedê-lo ou não, ou seja, a decisão de aprovar ou indeferir uma determinada proposta de crédito, dando origem, portanto, a uma decisão de crédito.

O risco associado à atividade de crédito tem origem no fato de que a cessão patrimonial temporária em favor de um terceiro envolve expectativas no que diz respeito ao retorno por parte do tomador do crédito, sendo possível a frustração dessa expectativa, de modo que a promessa de pagamento futuro não ocorra de acordo com as condições estipuladas entre as partes que realizaram a operação de crédito.

Dessa maneira, dada a possibilidade de ocorrência de tal evento em qualquer ato de crédito, deve-se reconhecer que a noção de risco está intrinsecamente associada à atividade de crédito em geral. É, pois, da incerteza referente ao reembolso futuro que surge o conceito de risco de crédito, que pode ser definido como a probabilidade de que a promessa de pagamento não seja cumprida.

Diante dessa relação entre crédito e risco, alguns autores como Santos (2000) chegam a explicitar a existência do risco de crédito em suas definições de crédito, afirmando que crédito refere-se à troca de um valor presente por uma promessa de reembolso futuro, não necessariamente certo, em virtude do “fator risco”.

Independentemente de como se aborda o risco na conceituação de crédito, existe um consenso no sentido de que é justamente esse “fator risco” que torna a decisão de concessão de crédito algo complexo e merecedor de atenção especial por parte dos profissionais que trabalham com essa atividade.

Sendo assim, diante desse cenário de complexidade e incerteza, a informação passa a ser a matéria-prima para a decisão de crédito. De acordo

com Silva (2003), a obtenção de informações confiáveis e o competente tratamento das mesmas constituem uma base sólida para uma decisão de crédito segura. Cabe à instituição credora, portanto, previamente à tomada de decisão, realizar um processo de análise de crédito, coletando informações consideradas relevantes e fazendo um tratamento adequado das mesmas.

Na próxima seção, tratar-se-á detalhadamente desse processo de análise de crédito, apresentando as abordagens e modelos desenvolvidos mais conhecidos e utilizados para avaliação e quantificação do risco de crédito.

1.2 – Abordagens tradicionais de avaliação e de medição do risco de crédito

Não obstante a dificuldade em distinguir abordagens tradicionais de novas, adota-se na presente seção a classificação exposta em Saunders (2000), que distingue três classes de modelos como compreendendo a abordagem tradicional: os sistemas especialistas, os sistemas de classificação e os sistemas de pontuação de crédito.

1.2.1 – Sistemas especialistas

O espírito dos sistemas especialistas, ou, alternativamente, da análise de crédito clássica, está contido nas palavras de Hale (1983), segundo o qual as decisões de crédito são reflexo do julgamento pessoal a respeito da capacidade que o tomador tem de pagar. Trata-se, portanto, de um sistema especializado, onde pessoas são treinadas e transformadas em especialistas ao longo de suas carreiras, adquirindo autoridade à medida que acumulam experiência e demonstram suas habilidades.

Tal conhecimento constitui a base para que o profissional analise cada caso, atribua pesos a certos fatores-chave e emita seu julgamento subjetivo, tomando a decisão de conceder ou não o crédito solicitado.

Conforme Caouette, Altman e Narayanan (1999), esse sistema de análise de crédito se desenvolveu em reação a mudanças fundamentais na atividade bancária. Historicamente, a missão principal dos bancos era financiar o capital de giro das empresas e proporcionar crédito mercantil, concedendo empréstimos com prazo de um ano ou menos garantidos por bens ou outras

formas aceitáveis de garantia. Os empréstimos de capital de giro, por exemplo, eram realizados contra os estoques e os recebíveis do tomador.

Constituindo-se tais garantias na proteção que o banco dispunha para enfrentar uma possível situação de inadimplemento, a decisão de crédito dependia em grande parte da qualidade e do valor da garantia proposta, ou seja, a questão relevante da análise de crédito era saber se a empresa teria ativos suficientes para pagar o empréstimo caso tivesse que ser liquidada.

A partir da década de 40, no entanto, nos Estados Unidos, os bancos passaram a financiar também os ativos fixos de seus clientes, passando a tomar como garantia nessas operações os próprios ativos que eram objeto do financiamento. Tal mudança tornou as garantias praticamente irrelevantes no processo creditício, uma vez que não existia (e continua não existindo) mercado líquido para a negociação desses ativos.

No caso do Brasil, existe um agravante adicional à inexistência de um mercado líquido para negociação de bens tomados em garantia. Trata-se do que se convencionou chamar de 'risco legal', isto é, a dificuldade existente, no caso de inadimplência por parte do devedor, de executar a obrigação acessória, ou seja, de tomar os bens oferecidos como garantia para a operação realizada.¹

Com a mudança de finalidade do crédito e o conseqüente surgimento das dificuldades mencionadas, os bancos passaram a perceber que a simples análise de balanços, ainda que rigorosa, resultava insuficiente. Uma vez que os empréstimos deveriam ser pagos em dinheiro, deveria-se analisar adicionalmente a capacidade de gerar caixa dos tomadores, ou seja, seu fluxo de caixa.

Dessa forma, o crédito baseado no fluxo de caixa passou a ser a abordagem predominante na análise de solicitações de crédito. Como os fluxos de caixa não podem ser previstos com certeza, a grande tarefa dos profissionais de crédito passou a ser o levantamento e o julgamento dos riscos com que se depara a previsão de fluxo de caixa de uma empresa.

¹ Borges e Bergamini Jr. (2001) apresentam os motivos pelos quais a proteção contratual, exigida por credores em financiamentos de longo prazo, não cumpre as finalidades pretendidas.

Uma vez que tais riscos poderiam estar associados a circunstâncias imprevistas em diversas áreas, tanto internas quanto externas à solicitante de crédito, o esforço das instituições bancárias e de seus especialistas passou a ser direcionado para a criação de sistematizações para abordar essas possíveis circunstâncias. Dentre tais sistemas, o mais referenciado e utilizado é conhecido como os cinco Cs do crédito.

1.2.1.1 – Os 5 Cs do Crédito

Os cinco Cs do crédito dizem respeito a um conjunto de parâmetros básicos que devem ser utilizados para a concessão de crédito, sejam eles o caráter, a capacidade, as condições, o capital e o colateral. Esses parâmetros são descritos a seguir com base nas apresentações de Schrickel (2000) e de Silva (2003).

a) Caráter:

Considerada uma medida de reputação, diz respeito à intenção do tomador de recursos em cumprir as obrigações assumidas. Como se trata da intenção ou da determinação em pagar, não deve ser confundida com a capacidade do tomador em saldar tais obrigações.

Pode ocorrer, por exemplo, que um cliente venha a deixar de honrar seus compromissos por insuficiência de recursos, o que não necessariamente implica que o mesmo tenha um caráter duvidoso do ponto de vista creditício. Do mesmo modo, poderíamos ter o caso em que um devedor, mesmo sem demonstrar intenção de pagar o credor, acabe por cumprir sua obrigação em razão de que desse fato depende a continuidade dos seus negócios e do próprio acesso ao crédito no futuro.

Dessa forma, constitui tarefa difícil inferir qualidades, sejam elas boas ou más, de um proponente em face do seu hábito de pagar contas. Cabe então aos analistas coletar e organizar informações sobre o tomador de modo a poder fazer um julgamento a respeito do caráter do mesmo.

Entre as fontes de informação utilizadas estão o histórico do relacionamento do proponente com a instituição credora, assim como o

conjunto de referências cadastrais obtidas junto a outros credores, tais como bancos e fornecedores, e junto a empresas especializadas.

No contexto brasileiro, além das agências de informações, tais como o Serviço de Proteção ao Crédito (SPC) e a Serasa, e dos cartórios, o Banco Central tem assumido um papel importante na prestação de informações através da Central de Risco e do Cadastro de Inadimplentes com o Setor Público (CADIN). Enquanto a primeira fornece o comprometimento dos indivíduos e das empresas com o Sistema Financeiro como um todo, o CADIN disponibiliza os registros de protestos realizados contra os mesmos por instituições do setor público.

Embora se reconheça a utilização de fontes de informação fidedignas como um meio adequado para identificação do caráter do tomador, deve-se ter em mente que as informações dizem respeito ao passado, não havendo certeza quanto à continuação de tal comportamento no futuro, seja por mudança de caráter, seja por outras contingências que não afetem sua intenção, mas sim sua capacidade de pagar.

b) Capacidade:

A capacidade refere-se à habilidade de um indivíduo ou de um grupo de indivíduos de gerir estratégica e operacionalmente os negócios de sua empresa. Esta capacidade é desenvolvida pelo indivíduo através de seu processo de aculturação desde os tempos dos bancos escolares até sua profissionalização, envolvendo tanto a apreensão de conhecimentos gerais quanto de conhecimentos técnico-específicos.

Desse modo, a educação, o treinamento e a experiência prática constituem aspectos a serem analisados no conjunto de pessoas responsáveis pelas decisões estratégicas e gerenciais da proponente ao crédito. Uma análise dos currículos desses indivíduos pode auxiliar o técnico a construir um conceito sobre a capacidade da empresa em estudo.

Além disso, uma visita à empresa poderá permitir que o analista converse com esses indivíduos, o que agregará elementos para a sua análise. Tal visita também pode possibilitar ao analista uma avaliação da capacidade física da empresa, através do conhecimento de suas instalações, de seus

métodos de trabalho, bem como do grau de tecnologia utilizado nos seus processos produtivos.

De posse dessas informações, será possível ao analista formar um conceito da empresa acerca da sua habilidade em pagar, ou seja, à sua capacidade de ser competente e competitiva no âmbito de seu setor de atuação. Pois, como ressalta Schrickel (2000), se um indivíduo ou um grupo de indivíduos revela capacidade para administrar seu negócio, de maneira a fazê-lo prosperar, ele estará sinalizando uma capacidade em saldar compromissos, embora isso não seja exatamente a condição de pagamento, que deverá ser examinada por meio de uma análise financeira.

c) Condições:

As condições se referem aos cenários micro e macroeconômico nos quais o proponente ao crédito está inserido, ou seja, respectivamente ao ramo de atividade em que atua e à economia como um todo. No âmbito microeconômico, devem ser avaliados aspectos como o padrão de concorrência do setor e o relacionamento do proponente com seus fornecedores e com o mercado consumidor.

De igual modo, também devem ser considerados aspectos de natureza macro, visto que tanto a empresa quanto o setor estão situados num macroambiente, que contempla uma diversidade de elementos, tais como políticas governamentais, leis e normativos, a conjuntura nacional e internacional e o fenômeno de globalização da economia.

Esse macroambiente, como se pode perceber, envolve fatores que não estão sob o controle direto da empresa. No entanto, mudanças nesse macroambiente podem afetar a situação de empresas e indivíduos, tanto positiva quanto negativamente, trazendo oportunidades ou ameaças, o que deve ser levado em consideração num processo de avaliação de crédito.

d) Capital:

O capital diz respeito à situação econômica, financeira e patrimonial do tomador, levando-se em consideração a composição dos recursos, quantitativa e qualitativa, onde são aplicados e como são financiados. As fontes usuais e oficiais para a avaliação do capital de empresas e de pessoas físicas são,

respectivamente, as demonstrações contábeis e a declaração do Imposto de Renda.

Especificamente no que diz respeito às empresas, a imagem do capital é muitas vezes associada à figura da rubrica 'Capital Social', constante em seu Balanço Patrimonial. No entanto, a idéia desse C do crédito transcende essa conta contábil, de modo que o analista deve proceder a uma análise global que alcance toda a estrutura econômico-financeira da empresa.

O núcleo dessa análise terá por base as demonstrações contábeis das empresas, que deverão ser analisadas através da utilização de algumas técnicas. Entre as principais, apresentadas por Silva (2001), estão a análise horizontal, a análise vertical e a análise através de índices, que procuram evidenciar a situação financeira atual da empresa, bem como sua evolução num horizonte de tempo recente.

Além da análise retrospectiva, o técnico também deverá realizar projeções sobre a situação futura da empresa, avaliando o impacto do crédito sobre a mesma e, principalmente, aferindo se a proponente demonstra ter capacidade de pagar suas obrigações com base na sua geração de caixa prevista.

Contudo, mesmo reconhecendo a importância das demonstrações contábeis, tanto para avaliar a situação atual quanto para projetar a situação futura da empresa, deve ficar claro que a análise do capital de um tomador não deve ficar restrita às mesmas, devendo ser levado em consideração todo e qualquer fator que possa ter interferência na situação financeira da empresa no futuro.

e) Colateral:

Tradução do termo inglês de idêntica grafia, refere-se à capacidade do cliente em oferecer garantias complementares, tratando-se, portanto, de uma espécie de segurança adicional para o credor. Tais garantias podem ser classificadas em reais ou pessoais, sendo que as primeiras representam a cessão de um direito ao credor sobre uma coisa ou uma universalidade de coisas, enquanto que as pessoais dizem respeito ao patrimônio atual e futuro que o garantidor possa lhe dar.

Teoricamente, o colateral serve para contrabalançar e atenuar eventuais impactos negativos decorrentes do enfraquecimento de um dos seguintes Cs: capacidade, capital e condições. Uma vez que esse enfraquecimento implica um aumento de risco da operação, a constituição de garantias seria um modo de compensação.

No entanto, o que se percebe na prática, no Brasil, como visto anteriormente, é que existe uma dificuldade por parte das partes credoras em executar as garantias prestadas por empresas que não cumpriram a promessa de pagamento realizada, seja por falta de capacidade ou por falta de intenção em fazê-lo. Desse modo, as garantias deixam de ter sua função de obrigação acessória capaz de atenuar o risco de crédito de uma operação.

Apesar disso, as instituições credoras exigem a constituição de garantias reais e/ou pessoais por parte dos tomadores, tanto por entenderem que tal prática serve como um reforço moral por parte do futuro devedor, quanto também por força de norma, já que o Banco Central obriga, em operações de crédito, a prestação de garantias reais ou pessoais por parte dos tomadores de recursos.

A esses 5 Cs tradicionais, Silva (2003) adiciona um outro C, referente ao conglomerado do qual a empresa faz parte. Desse modo, a análise de crédito não deveria avaliar somente a empresa solicitante do crédito, mas também o conjunto de empresas do qual esta faz parte, de modo a aferir qual o risco que esse conjunto representa e quais as transações existentes entre as empresas que o integram.

Como exemplo para justificar o acréscimo do sexto C, o autor cita a situação hipotética de uma empresa que, individualmente, apresenta boas condições para receber o crédito solicitado, mas que faz parte de um grupo que possui empresas em situação de deterioração financeira. Nesse caso, a empresa saudável poderia repassar um eventual crédito recebido para uma das empresas em má situação financeira, implicando em risco maior para o credor.

Com a utilização desse sistema, o especialista analisa os cinco (ou seis) fatores-chave, faz uma atribuição de pesos a cada um deles de modo subjetivo e emite um julgamento sobre a concessão ou não do crédito em análise. De um

ponto de vista ideal, conforme explicita Schrickel (2000), os Cs do crédito devem ser vistos em conjunto, não devendo ser tomadas decisões levando em consideração apenas um dos Cs isoladamente. Tal prática poderá gerar um problema causado por algum dos Cs não contemplados.

Tal observação, sem dúvida alguma, constitui-se numa orientação normativa relevante para a correta utilização dos Cs do Crédito ou de qualquer outro sistema especialista similar. No entanto, ainda que essa recomendação seja seguida, os sistemas especialistas em geral ainda apresentam, na visão de Saunders (2000), dois problemas principais:

- Consistência: quais os fatores comuns importantes a serem analisados em diferentes tipos de tomadores?

- Subjetividade: quais os pesos ótimos a serem atribuídos aos fatores escolhidos?

Primeiro, o número de fatores ideal a ser observado pode não ser 5, como no modelo exposto nessa seção. Poderia haver mais fatores ou menos fatores a serem observados, e esse número poderia variar de acordo com o tipo de tomador e com o tipo de operação de crédito a ser realizada.

Segundo, no que diz respeito à subjetividade, os pesos atribuídos aos fatores escolhidos podem variar entre um proponente e outro se o especialista assim decidir. De maneira similar, também é possível que um mesmo potencial tomador ou tomadores similares obtenham avaliações diferentes ao serem analisados por especialistas diferentes.

Em contrapartida, pode-se argumentar que os comitês de crédito e os departamentos de revisão de crédito seriam mecanismos capazes de estabelecer padrões comuns aplicáveis a todos os deferidores de crédito. Tal hipótese, no entanto, combatida por Treacy e Carey (1998), é controversa e carece de evidências empíricas.

1.2.2 – Sistemas de classificação (*Rating*)

Os sistemas de classificação (ou de *Rating*) dividem os empréstimos (ou as empresas) em classes diferentes de acordo com o seu risco, que é atribuído por meio da mensuração e da ponderação de variáveis julgadas relevantes. O *rating*, que sintetiza a avaliação de risco realizada, é apresentado sob a forma

de um código ou classificação, que indica a graduação de risco que está associado a um determinado empréstimo ou a uma determinada empresa.

Esse *rating* serve a credores de duas formas. Primeiro, na concessão de crédito, como uma medida de risco de crédito, ou seja, como uma medida de expectativa de cumprimento de uma obrigação numa data certa. E, segundo, como forma de qualificar os ativos de créditos possuídos em sua carteira, de modo que sejam constituídas provisões de valores para perdas de acordo com essa classificação. Assim, quanto melhor for o *rating* de um empréstimo, menor o valor a ser provisionado para possíveis perdas decorrentes do mesmo.

De acordo com Saunders (2000), um dos sistemas de classificação para empréstimos mais antigos foi desenvolvido pelo U.S. Office of the Comptroller of the Currency (OCC), utilizado por banqueiros e reguladores nos Estados Unidos e no exterior para avaliar a adequação de suas reservas para perdas decorrentes de empréstimos concedidos. O sistema em questão enquadra uma carteira de empréstimos existente em cinco categorias, sendo uma de alta qualidade e quatro de baixa qualidade. A relação abaixo apresenta as categorias mencionadas, juntamente com a reserva para perdas exigida para cada uma delas.

Tabela 1 – O sistema de classificação da OCC

Classificações	Perdas
Classificação de baixa qualidade	
- Outros ativos especificamente mencionados (OAEM)	0%
- Ativos abaixo do padrão	20%
- Ativos duvidosos	50%
- Ativos de perdas	100%
Classificação de alta qualidade	
- Aprovado / de bom desempenho	0%

Fonte: Saunders (2000)

Deve-se observar que, tanto para empréstimos OAEM como para ativos considerados de bom desempenho, as reservas para perdas de 0% representam um limite mínimo. Na prática, as instituições financeiras costumam fazer uso de algum tipo de análise histórica para a definição dos índices de reservas.

Ao longo do tempo, de acordo com Treacy e Carey (1998), os bancos passaram a estender o sistema original da OCC através do desenvolvimento

de sistemas de classificação internos, que procuraram discriminar melhor os ativos possuídos pelos bancos, criando novas classes de risco para tal. Um exemplo de um sistema de classificação de empréstimos com escala de 1 a 10 e seu mapeamento em classificações equivalentes para títulos encontra-se disposto na tabela da página seguinte.

No Brasil, o desenvolvimento de modelos internos foi instigado pelo Banco Central, que através da Resolução 2.682 de 1999, definiu que as instituições financeiras deveriam passar a fazer a classificação de risco de seus clientes e de suas operações de crédito e a revisá-las periodicamente. O modelo a ser utilizado deveria ser desenvolvido internamente pelas instituições financeiras, mas teriam que levar em consideração, no mínimo, os seguintes aspectos:

- em relação ao devedor e seus garantidores:

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

- em relação à operação:

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

Uma vez desenvolvidos os modelos e tendo sido validados pelo Banco Central, estes passaram a ser utilizados pelas instituições financeiras para classificar empresas e operações de crédito em nove classes de risco pré-determinadas pelo BACEN, numa escala que vai de AA a H, sendo que o código AA corresponde ao crédito de melhor qualidade e o H ao de pior qualidade.

Tabela 2 – Um exemplo de sistema de classificação de empréstimos

Classificação	Nível de risco	Descrição
1	Mínimo	Excelente crédito comercial, qualidade de ativos superior, excelente capacidade de endividamento e cobertura; excelente gestão, com profundidade. A empresa é líder de mercado e tem acesso a mercados de capitais.
2	Modesto	Bom crédito comercial, qualidade de ativos e liquidez muito boas, forte capacidade de endividamento e cobertura, gestão muito boa em todos os cargos. A empresa goza de reputação muito boa no setor e tem uma fatia de mercado muito forte.
3	Médio	Crédito comercial médio, dentro dos padrões normais de crédito comercial; qualidade de ativos e liquidez satisfatórias, boa capacidade de endividamento e cobertura; boa gestão em todos os cargos críticos. Empresa de porte e posição médios no setor.
4	Aceitável	Crédito comercial aceitável, mas com risco maior que a média; qualidade de ativos aceitável, pequeno excesso de liquidez, capacidade de endividamento aceitável. Pode ou não ser altamente ou totalmente alavancada. Requer níveis acima da média de supervisão e atenção do credor. A empresa não é forte o bastante para suportar reverses importantes. Empréstimos são transações altamente alavancadas devido a restrições regulamentares.
5	Aceitável com cautela	Crédito comercial aceitável, mas com risco considerável; qualidade de ativos aceitável, base de ativos menor e/ou menos diversificada, muito pouca liquidez, capacidade de endividamento limitada. Requer condições (<i>covenants</i>) estruturadas para assegurar proteção adequada. Pode ou não ser altamente ou totalmente alavancada. Pode ser de porte abaixo da média ou concorrente de segunda linha. Requer supervisão e atenção significativa por parte do credor. A empresa não é forte o bastante para suportar grandes reverses. Empréstimos são transações altamente alavancadas devido à situação financeira do devedor.
6	Atenção	Crédito na <i>watch list</i> , merecedora de observação especial da gerência; qualidade de ativos aceitável de forma geral, liquidez um tanto forçada, totalmente alavancada. Alguma fraqueza de gestão. Requer supervisão e atenção contínuas por parte do credor.
7	Menção especial (OAEM)	Crédito comercial marginalmente aceitável; alguma fraqueza. Negócio de forma geral indesejável que constitui um risco de crédito desnecessário e indevido, mas não a ponto de justificar seu enquadramento como abaixo dos padrões. Embora o ativo esteja atualmente protegido, é potencialmente fraco. Não se prevê perda de juros ou de principal. Fraquezas potenciais poderiam incluir uma condição financeira enfraquecida; um programa de repagamento não-realista; fontes inadequadas de recursos financeiros ou falta de garantias reais, informações de crédito ou documentação adequadas. A empresa é insossa e medíocre.
8	Abaixo do padrão	Crédito comercial inaceitável; repagamento normal em risco. Embora não se preveja perda do principal ou de juros, uma fraqueza clara e bem-definida coloca em risco o recebimento da dívida. O ativo é inadequadamente protegido pelo atual patrimônio líquido tangível e pela capacidade de pagamento do devedor ou garantia real oferecida. Poderá já ter havido uma perda parcial de juros.
9	Duvidoso	Repagamento total questionável. Existem problemas sérios que indicam a probabilidade de uma perda parcial do principal. As fraquezas são de tal forma pronunciadas que, com base em informações, condições e valores correntes, o recebimento é altamente improvável.
10	Prejuízo	Perda total esperada. Um ativo incobrável ou de tão pouco valor que não justifica sua classificação como ativo efetivo. Tal ativo, entretanto, poderá ter algum valor de recuperação marginal, mas não ao ponto em que uma baixa contábil seria postergável, mesmo que uma recuperação parcial possa ocorrer no futuro.

Fonte: Saunders (2000)

Se por um lado o Banco Central concedeu uma certa liberdade para as instituições desenvolverem seus próprios métodos de avaliação e revisão de risco de crédito, por outro lado obrigou as mesmas a realizar uma outra revisão, esta de natureza financeira. Tal revisão, de periodicidade mensal, deveria considerar os atrasos verificados, impondo automaticamente uma nova classificação de risco, de acordo com os dias de atraso de uma operação. A tabela a seguir evidencia a correspondência entre dias de atraso e classe de risco da reclassificação.

Tabela 3 – Dias de atraso e reclassificação de nível de risco (BACEN)

Dias de atraso	Até 14	15 a 30	31 a 60	61 a 90	91 a 120	121 a 150	151 a 180	Acima de 180
Classes de risco	A	B	C	D	E	F	G	H

Fonte: Banco Central do Brasil (1999)

Desse modo, pelo exposto na tabela, uma operação que tenha sido classificada pelo sistema interno de um determinado banco em AA, poderá ser rebaixada automaticamente se forem verificados atrasos no repagamento da mesma. No caso limite, se o atraso for superior a 180 dias, a operação, inicialmente classificada em AA, chegaria ao nível H, o pior da escala criada pelo Banco Central.

E a importância disso reside no fato de que a resolução do Banco Central mencionada anteriormente também instituiu faixas de provisionamento, estabelecendo limites mínimos para cada uma das 9 classes de risco existentes, conforme tabela abaixo.

Tabela 4 – Classe de risco e nível de provisionamento (BACEN)

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

Fonte: Banco Central do Brasil (1999)

Desse modo, com as regras e critérios estipulados na Resolução 2.682, o Banco Central instituiu um sistema de monitoramento das carteiras de crédito das instituições financeiras, sendo o mesmo composto pelos sistemas de classificação e de revisão desenvolvidos pelas mesmas e pelo acompanhamento mensal dos atrasos verificados nos planos financeiros de cada operação.

Ao mesmo tempo em que sistemas internos eram desenvolvidos por bancos, passaram a surgir as agências classificadoras de *rating*, entidades especializadas na classificação de títulos, de empresas, de instituições financeiras e também de países. O serviço de *rating* prestado por tais agências fornece vantagens para vários grupos interessados, entre eles empresas, bancos, investidores e mesmo para órgãos de supervisão.

Especificamente para os fornecedores de fundos, o *rating* calculado por uma agência especializada possibilita, além de uma avaliação de risco alternativa àquela utilizada internamente, uma maior liquidez no mercado secundário de títulos, uma vez que se trata de uma avaliação imparcial sobre a qualidade de determinado crédito. Essa segunda função fica prejudicada, naturalmente, em países em que o referido mercado não é desenvolvido, como é o caso do Brasil.

No âmbito mundial, Silva (2003) cita as três agências a seguir como sendo as maiores: a *Standard & Poors* e a *Moody's*, ambas norte-americanas, e a *Fitch IBCA*, resultante da fusão da *IBCA*, do Reino Unido, com a *Fitch Investors Service of New York*. Já no Brasil, pela inexistência de um mercado secundário desenvolvido de títulos de crédito, a criação de agências especializadas resultou prejudicada, ganhando impulso somente na década de 90.

Atualmente, de acordo com Cardoso (2000), as principais agências nacionais, sejam elas independentes ou associadas, são a *Atlantic Rating*, a *SR Rating* e a *Austin Asis*. Outra instituição que oferece serviços de *Rating* no país é a Serasa, através de um produto específico chamado *Credit Rating*.

Independentemente de qual seja a finalidade e de quem realiza a classificação, seja o banco ou uma agência especializada, os modelos de classificação possuem como característica genérica o fato de considerar cada

crédito separadamente, ou seja, os riscos de crédito de cada operação são analisados separadamente.

Sendo assim, para que obtenha uma medida de risco da carteira de crédito como um todo, faz-se simplesmente a soma dos riscos de cada classificação, não levando em conta as possíveis correlações existentes entre os diversos ativos de crédito do portfólio, desconsiderando, portanto, o papel da diversificação da carteira como forma de diminuir riscos de perda.

Com respeito especificamente ao sistema do Banco Central do Brasil, o trabalho de Marques e Kloeckner (2001) faz uma análise da sua eficácia, comparando o mesmo com um modelo de mercado. Os resultados do estudo apontam o conservadorismo desse sistema, penalizando as instituições através da constituição de provisão acima do que seria necessário².

1.2.3 – Sistemas de pontuação de crédito (*Credit Scoring*)

Os sistemas de pontuação, independentemente da modalidade de crédito ao qual estejam associados, possuem sempre a mesma idéia: a pré-identificação de determinados fatores que determinam a probabilidade de inadimplência e sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa. Tal pontuação pode ser interpretada diretamente como uma probabilidade de inadimplência ou como um sistema de classificação, que de acordo com o score, classifica empréstimos e empresas em determinados grupos pré-definidos.

Portanto, não importando qual seja a interpretação que se dê, o que se procura responder com a construção desses modelos são as seguintes questões:

- Quais fatores são mais importantes para a detecção da potencial inadimplência?
- Quais os pesos a serem atribuídos para esses fatores?
- Como estabelecer objetivamente os valores destes pesos?

A base utilizada para a construção de um modelo que responda a essas questões é invariavelmente a mesma: toma-se uma amostra de casos

² Para uma análise teórica da influência das normas bancárias sobre o racionamento de crédito e sua interface com a teoria da informação assimétrica, consultar o trabalho de Silva (2004).

históricos de tomadores de crédito e suas características, bem como os resultados finais obtidos com a operação de crédito. Com base em uma divisão prévia dessa amostra em grupos, o dos bons pagadores e o dos maus pagadores por exemplo, procura-se, por meio de alguma técnica, responder às referidas questões.

Com a amostra escolhida e com os dados disponíveis, algumas definições devem ser feitas previamente à construção do modelo. Conforme Barth (2004), deve-se estabelecer:

- um critério para se interpretar o resultado da operação de crédito, ou seja, sob que critério um determinado cliente será considerado bom ou mau pagador;
- o conjunto de características dos clientes que será utilizado, ou seja, o conjunto de informações que se considera relevante e que se encontra disponível para utilização;
- a técnica ou o conjunto de técnicas quantitativas a ser utilizado;
- um critério para a determinação do melhor modelo, no caso da realização de comparações entre diversas técnicas.

Com base nessas definições, pode-se então construir um modelo de pontuação, que poderá ser utilizado para prever inadimplência ou para classificar clientes. Essas definições têm sido contempladas, mesmo que de forma assistemática, desde os estudos embrionários que procuraram identificar características que discriminavam bons de maus pagadores.

Conforme o levantamento de Silva (2003), em um dos primeiros esforços realizados nesse sentido, Fitz Patrick, em 1932, selecionou aleatoriamente 19 empresas que haviam falido no período de 1920 a 1929 e comparou-as com 19 outras empresas bem-sucedidas, procurando detectar se os índices das companhias bem-sucedidas eram satisfatórios, ou não, quando os índices das empresas falidas eram desfavoráveis, e se a maioria dos índices das companhias bem-sucedidas eram favoráveis ou desfavoráveis, e em que condições.

Comparando os índices verificados nos dois grupos com um padrão mínimo estipulado, Fitz Patrick observou que os índices das empresas bem-sucedidas apresentavam desempenho superior àquele valor de referência, ocorrendo o oposto com os indicadores das empresas falidas. Entre um

conjunto de indicadores estudados, os mais significativos foram Patrimônio Líquido sobre Passivo e Lucro Líquido sobre Patrimônio Líquido.

Outros estudos se seguiram, mas foi somente com Altman em 1968 que a construção de modelos de pontuação ganhou impulso. Utilizando uma técnica estatística multivariada, a análise discriminante, o autor contribuiu para superar as deficiências dos estudos realizados até então, que analisavam índices individualmente e faziam seleção e ponderação das variáveis com base em critérios subjetivos.

O uso dessa ferramenta possibilitou a Altman encontrar um grupo de índices com capacidade de separar empresas *boas* de empresas *ruins*, e, adicionalmente, determinar o peso relativo de cada índice selecionado, evitando a utilização de critérios arbitrários para a determinação dessa ponderação. Tomando por base uma amostra de 66 empresas norte-americanas, sendo 33 concordatárias e 33 não concordatárias, emparelhadas por tamanho e por indústria, o autor obteve o seguinte modelo de pontuação:

$$Z = 1,2 X_1 + 1,4 X_2 + 3,3 X_3 + 0,6 X_4 + 0,999 X_5 \quad (1.1)$$

onde:

X_1 é o quociente entre capital de giro e ativos totais;

X_2 é o quociente entre lucros acumulados e ativos totais;

X_3 é o quociente entre lucro antes de impostos e juros (EBIT) e ativo total;

X_4 é o quociente entre o valor de mercado do capital e o valor contábil do passivo total;

X_5 é o quociente entre vendas e ativos totais.

Todas as variáveis, com exceção de X_5 , mostraram-se estatisticamente significativas a 5% e a 1%. Em relação ao poder de explicação, as duas variáveis que apresentaram a maior contribuição relativa foram, em ordem decrescente, X_3 e X_5 . O modelo apresentou 95% de acerto na previsão um ano antes do evento da concordata. Os erros tipo 1 (classificar empresas concordatárias como não concordatárias) e tipo 2 (classificar empresas não concordatárias como concordatárias) foram de respectivamente 6% e 3%. Num

horizonte temporal de dois anos antes do evento de concordata, o modelo classificava corretamente 72% dos casos.

Com os resultados apresentados, Altman observou especificamente as empresas que haviam sido mal classificadas pelo seu modelo. Dessa análise, o autor concluiu que aquelas que tinham um escore maior que 2,99 eram da amostra de empresas não concordatárias, ao passo que aquelas que possuíam um escore menor do que 1,81 eram empresas concordatárias. A área localizada entre esses dois valores formava, segundo o estudioso, uma zona de ignorância, pois nela estavam incluídas as empresas que haviam sido mal classificadas pelo modelo.

Com o objetivo de fornecer uma medida prática para que o seu modelo fosse aplicado por interessados que não dispunham de recursos computacionais, Altman analisou mais detidamente essa área cinzenta e constatou que o valor de corte que minimizava o número de erros de classificação era 2,675 e, portanto, sugeriu que tal ponto deveria ser considerado como aquele que melhor discriminava entre empresas concordatárias e não concordatárias.

No Brasil, coube a Stephen Kanitz o pioneirismo na utilização da análise discriminante para a construção de um modelo de previsão de inadimplência. Em 1978, no livro intitulado *Como prever falências*, o estudioso apresentou o chamado termômetro da insolvência, que era baseado na seguinte fórmula:

$$FI = 0,05 X_1 + 1,65 X_2 + 3,55 X_3 - 1,06 X_4 + 0,33 X_5 \quad (1.2)$$

onde:

X_1 é o quociente entre lucro líquido e patrimônio líquido;

X_2 é o índice de liquidez geral, dado pelo quociente entre a soma de ativo circulante e de ativo realizável a longo prazo e o exigível total;

X_3 é o índice de liquidez seca, dado pelo quociente entre ativo circulante, descontado de estoques, e passivo circulante;

X_4 é o índice de liquidez corrente, dado pela razão entre ativo circulante e passivo circulante;

X_5 é o quociente entre exigível total e patrimônio líquido.

De acordo com esse modelo, uma empresa que apresentasse fator de insolvência (FI) entre 0 e 7, estaria na faixa de solvência. Se tivesse FI entre -3 e -7, estaria na zona de insolvência. E caso o FI estivesse entre 0 e -3, a empresa estaria localizada numa região indefinida.

A partir desses estudos pioneiros, muitas pesquisas foram realizadas tendo por objetivo a construção de modelos de pontuação³. Essas pesquisas foram se beneficiando dos avanços científicos realizados ao longo desse período, tais como o desenvolvimento de processadores computacionais mais rápidos e a evolução das técnicas estatísticas, abrangendo tanto o aperfeiçoamento daquelas já existentes quanto a criação e/ou disseminação de novas.

Alguns estudiosos focaram seu interesse na composição da amostra, aplicando alguma técnica ou um conjunto de técnicas a uma segmentação específica de setor, casos de Janot (1999) com os bancos, Gimenes e Uribe-Opazo (2001) com as cooperativas agropecuárias, ou de porte, como Bertucci, Guimarães e Bressan (2003) com as micro e pequenas empresas, por exemplo.

Outros autores voltaram suas atenções para a avaliação de técnicas estatísticas, comparando os resultados fornecidos pelas mesmas quando aplicadas a uma mesma amostra. Barth (2004) faz uma apresentação das técnicas mais comumente utilizadas, em linguagem acessível – mas sem perda de rigor técnico, bem como um estudo comparativo das mesmas, evidenciando as vantagens e desvantagens de cada uma delas.

Com base em sua apresentação, o referido autor sugere que a utilização combinada de todos os métodos pode levar o analista de crédito a um melhor entendimento do problema em estudo, permitindo que o mesmo chegue a um modelo de previsão que julgue mais adequado.

1.3 – Novas abordagens de avaliação e de medição do risco de crédito

Nos anos recentes tem ocorrido uma revolução na forma como as instituições financeiras estão gerenciando e mensurando os seus riscos de crédito. Novas tecnologias, combinadas com idéias novas e antigas, têm

³ Para uma revisão abrangente desses estudos, consultar Martins (2003) e Eifert (2003).

impulsionado o desenvolvimento de novos modelos de risco de crédito, focados principalmente no gerenciamento desse risco por parte das instituições financeiras.

De acordo com Paiva (2000), a distinção entre essas abordagens novas e as abordagens tradicionais pode ser realizada com base no enfoque dado ao problema do risco de crédito. Para os modelos tradicionais, o risco de crédito está relacionado às características individuais do tomador, enquanto que, para as abordagens novas, o foco está na carteira de crédito como um todo.

Desse modo, na análise de um novo crédito, não se deve avaliá-lo individualmente, mas sim levando em consideração a sua contribuição para o risco da carteira. Pode-se dizer, alternativamente, que, enquanto os modelos tradicionais enfocam prioritariamente o risco específico ou não sistemático, os novos modelos buscam levar em consideração também o risco sistêmico.

O súbito e crescente surto de interesse por parte das instituições financeiras em desenvolver modelos internos, conforme exposto anteriormente, pode ser explicado pelos sete fatores apontados em Saunders (2000):

- Aumento estrutural de falências: a maioria das estatísticas de falências mostrou um significativo aumento de sua ocorrência em comparação à recessão anterior, possivelmente devido ao aumento da competição global;

- Desintermediação: como os mercados de capitais se expandiram e se tornaram acessíveis a pequenas e médias empresas, os possíveis tomadores das instituições financeiras tradicionais são cada vez mais prováveis de serem menores e possuírem classificações de crédito mais fracas;

- Margens mais competitivas: apesar de um declínio na qualidade média dos empréstimos, devido, em grande parte ao motivo anterior, os *spreads*, têm-se tornado muito estreitas, implicando numa deterioração da compensação risco-retorno advinda da realização de empréstimos;

- Valores declinantes e voláteis de garantias reais: crises bancárias ocorridas recentemente em países desenvolvidos têm mostrado que valores de imóveis e de ativos físicos são muito difíceis de prever e de realizar através de liquidação, tornando mais arriscada a concessão de empréstimos;

- Crescimento de derivativos extrabalanço: o crescimento da exposição do crédito, devido à expansão de mercados de derivativos, estendeu a

necessidade de análise de crédito para além dos registros contábeis de empréstimos;

- Tecnologia: avanços em sistemas de computadores e avanços relacionados em tecnologia de informação, como o desenvolvimento de bases de dados de históricos de empréstimos, têm dado às instituições financeiras a oportunidade de testar técnicas sofisticadas de modelagem;

- As exigências para capital baseadas no risco do Bank for International Settlements (BIS): a exigência imposta pela referida instituição e pelos Bancos Centrais dos países obrigou as instituições financeiras a manter reserva de capital num determinado coeficiente fixo para todos empréstimos a contrapartes do setor privado, independentemente do montante do empréstimo, do seu vencimento e da qualidade do crédito do tomador de recursos.

Quanto ao último aspecto, considerado por Saunders como o mais relevante para explicar a explosão de novos modelos de risco de crédito, é pertinente que se faça uma breve contextualização histórica. Com a quebra de algumas instituições financeiras de considerável tradição e porte nos Estados Unidos e na Europa em meados dos anos 90, e com os impactos de ordem sistêmica decorrentes dessas quebras, passou-se a exigir que as mesmas passassem a manter um patrimônio líquido mínimo e ajustado ao risco de seus ativos, de modo a funcionar como uma margem de segurança.

Conforme Jorion (1998), o espírito dessa exigência era a de que tais instituições, bem como os sistemas financeiros como um todo, deveriam estar prevenidas e protegidas para enfrentar mudanças bruscas na conjuntura que aumentassem significativamente o risco de crédito de suas operações. Foi a partir desse entendimento que, em 1988, os membros do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia firmaram acordo para implementar as diretrizes estabelecidas no International Convergence of Capital Measurements.

Tal acordo, conhecido como Acordo da Basileia, estabeleceu um limite mínimo de capital a ser mantido pelas instituições financeiras, levando-se em consideração o grau de risco dos ativos possuídos pelas mesmas. Assim, para cada tipo de ativo, deveria ser utilizada uma dentre as quatro ponderações estabelecidas, conforme a tabela de correspondência a seguir.

Tabela 5 – Ponderações de capital de risco por classes de ativo

Tipo de ativo	Ponderações
Títulos do Tesouro Norte-Americano Obrigações dos Governos Centrais da OCDE Dinheiro Ouro em barras	0%
Dinheiro a ser recebido Obrigações dos Bancos da OCDE Títulos de órgãos do Governo Norte-Americano Obrigações garantidas por hipoteca de Órgãos do Governo Obrigações municipais gerais	20%
Obrigações de Receita Municipal	50%
Dívidas de países menos desenvolvidos Títulos privados Obrigações de bancos não-membros da OCDE Ações Bens imóveis Equipamentos Hipotecas	100%

Fonte: Saunders (2000)

Tendo aplicado as ponderações aos seus ativos, uma determinada instituição financeira poderia obter o seu patrimônio líquido mínimo exigido através da multiplicação desse somatório ponderado por um coeficiente fixo, cuja determinação cabe ao Banco Central de cada país, desde que observada a faixa estipulada pelo Acordo de Basileia, que vai de 8% a 12%. No Brasil, por exemplo, o encargo de capital mínimo exigido atualmente é de 11%, conforme a versão atualizada do Manual de Normas das Instituições Financeiras do Banco Central do Brasil.

Sem dúvida, o referido acordo representou um avanço fundamental para a prevenção do risco de crédito de origem sistêmica ou macroeconômica. Entretanto, o fato de ter estabelecido uma ponderação única para os títulos privados, independentemente de suas características, penalizou as instituições financeiras, que passaram a questionar se o limite mínimo não representaria um montante excessivo, que poderia prejudicar suas atividades e influenciar negativamente seus resultados (Jorion, 1998; Saunders, 2000).

Em consonância com o exposto acima, Crouhy, Galai e Mark (2000) afirmam que os novos modelos de risco de crédito procuram estabelecer formas mais eficazes de mensuração do risco de crédito dos clientes, das operações ou mesmo das carteiras, em comparação à regra de alocação estabelecida pelo Acordo de Basileia.

Tais modelos, em geral, partem de uma metodologia comum, a do *Value-at-Risk*. Inicialmente voltada para a prevenção do risco de mercado, essa metodologia, conforme Jorion (1998), entrou em cena em 1994 como uma resposta das instituições financeiras a uma série de desastres com derivativos. Foi a partir de então que a indústria financeira reconheceu a necessidade de utilizar um instrumento abrangente para mensurar o risco de mercado.

O VAR, na sua acepção original, sintetiza a maior (ou pior) perda esperada dentro de determinado período de tempo e intervalo de confiança para um dado ativo sujeito ao risco de mercado. Ou seja, reflete a perda máxima de um ativo em função da ocorrência de mudanças bruscas nos demais preços da economia, como taxa de juros e câmbio (Jorion, 1998).

Nos anos recentes, como dito anteriormente, novos modelos foram desenvolvidos tentando transpor os conceitos de *Value-at-Risk* para a gestão do risco em carteiras de crédito, objetivando mensurar a perda máxima em um determinado ativo ou conjunto de ativos sujeitos ao risco de crédito, para um período de tempo determinado e para um determinado nível de confiança.

No entanto, conforme argumentam Crouhy, Galai e Mark (2000), o processo de apuração dos riscos de crédito, em comparação aos riscos de mercado, apresenta duas dificuldades específicas e inerentes àquela modalidade de risco. Primeiro, a distribuição de probabilidade do retorno da carteira de empréstimos não pode ser comparada a uma distribuição normal padrão, ao contrário do que se assume em relação às variáveis de mercado.

Em geral, existe uma baixa elevação de retorno associado a uma melhora da qualidade do crédito e uma queda substancial de retorno associado a uma deterioração da qualidade do crédito, o que pode ser representado por uma distribuição assimétrica à esquerda, como mostra a figura 1.

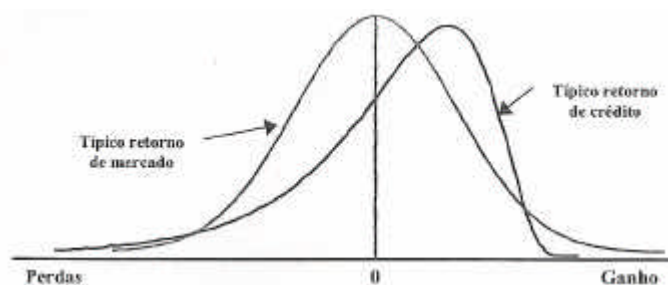


Figura 1 – Comparação entre retorno de mercado e retorno de crédito

Fonte: Crouhy, Galai e Mark (2000)

A segunda dificuldade introduzida ao se modelar o processo de apuração dos riscos de crédito diz respeito à mensuração do efeito de diversificação na carteira de crédito, que é muito mais complexa.

Apesar dessas dificuldades, uma série de novos modelos foi desenvolvida nos últimos anos. Dentre estes, Saunders (2000) cita os seguintes como principais:

- CreditMetrics, desenvolvido pelo banco JPMorgan, baseado na abordagem de reavaliação de *rating* de crédito;
- KMV, desenvolvido pela KMV Corporation, baseado na abordagem de avaliação de ativos por meio da teoria das opções;
- CreditRisk+, desenvolvido pelo Credit Suisse Financial Products (CSFP), baseado na abordagem atuarial;
- CreditPortfolioView, desenvolvido pela consultoria McKinsey, tendo por base a abordagem da simulação macroeconômica;

A seguir, descreve-se brevemente cada uma dessas abordagens. Para um maior detalhamento a respeito desses modelos, sugere-se a leitura dos documentos técnicos elaborados pelas instituições que desenvolveram tais modelos, sejam eles: CREDIT SUISSE FINANCIAL PRODUCTS (1997), JPMORGAN & COMPANY INCORPORATED (1997) e KMV (1997). Outras referências interessantes, que contemplam a descrição desses modelos, bem como uma avaliação comparativa dos mesmos, são o livro de Saunders (2000) e o artigo de Crouhy, Galai e Mark (2000).

1.3.1 – Modelo CreditMetrics

Esse modelo, de acordo com Caouette, Altman e Narayanan (1999), é um conjunto de métodos analíticos e base de dados para mensuração do risco de crédito de carteiras de empréstimos ou de títulos. Seu principal objetivo é proporcionar uma estimativa da distribuição de probabilidade de mudanças no valor das carteiras, estando tais mudanças associadas a alterações na qualidade do crédito dos devedores dentro de um horizonte de tempo especificado. Sua estrutura conceitual pode ser resumida pela figura disposta a seguir.

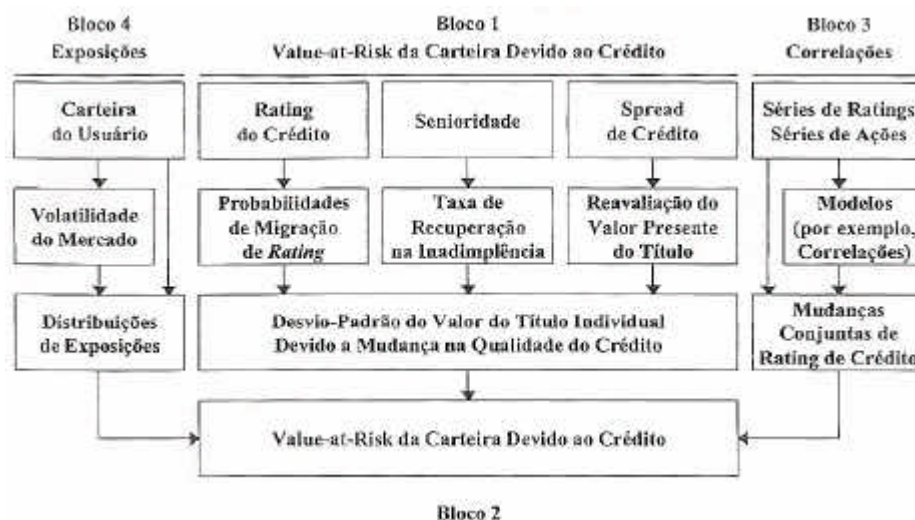


Figura 2 – Resumo esquemático do CreditMetrics

Fonte: JP Morgan (1997)

Pela análise da figura acima, pode-se perceber que o modelo está dividido em 4 blocos. No primeiro deles é apurado o *Value-at-Risk* (VAR) de crédito de um título, sendo tal valor agregado ao VAR de crédito dos demais títulos no segundo bloco. Os blocos 3 e 4, considerados auxiliares, contemplam, respectivamente, as correlações existentes entre os ativos de crédito e as exposições desses ativos a fatores associados aos riscos de mercado.

Para que se determine o VAR de crédito de um título ou empréstimo para um determinado horizonte temporal escolhido, o primeiro passo é a determinação de um sistema de *rating*, que deve conter as diversas categorias de qualidade de crédito, assim como uma matriz de probabilidades de transição no horizonte temporal definido. Essa matriz, que constitui uma das principais componentes do modelo, pode ser formada com base nas informações disponibilizadas por agências de *rating* ou a partir de um conjunto de dados armazenados pela própria instituição interessada na implementação do modelo.

O passo seguinte do modelo é a especificação de estruturas temporais de taxas de juros futuras para cada uma das possíveis classificações de crédito. No caso específico da categoria que caracteriza inadimplência, faz-se uso da chamada taxa de recuperação, que representa uma parcela do valor nominal do título. Essas estruturas de juros permitem o cálculo dos possíveis

valores do título para cada um dos *ratings*, ao final do horizonte temporal estipulado.

Com base nesses possíveis valores calculados e na matriz de transição de *rating*, é elaborada uma distribuição de probabilidade de perda no valor de mercado do ativo de crédito, possibilitando a estimativa da perda potencial de tal ativo em função de um determinado grau de confiança. Tal valor representa o VAR de crédito desse título ou empréstimo.

O exemplo a seguir ilustra esse cálculo. O título para o qual se objetiva estimar o VAR possui valor nominal de \$100,00, maturidade de 5 anos, paga cupom anual de 6% ao ano e está classificado na categoria BBB com relação à qualidade do crédito. Utiliza-se o horizonte temporal de 1 ano.

Para fins de simplificação na apresentação, a probabilidade de mudança e o cálculo dos possíveis valores do título após 1 ano não são apresentados, sendo tomados como dados. Esses valores estão baseados na tabela de migração de *ratings* e nas estruturas temporais de taxas de juros divulgadas pelo JP Morgan (1997). A tabela a seguir mostra a distribuição do título do exemplo em razão de mudanças no seu *rating*.

Tabela 6 – Distribuição do valor de um título BBB após 1 ano em função de mudanças no seu *rating*

Rating no final do ano	Probabilidade de mudança (%)	Novos valores do Título (\$)	Probabilidade ponderada pelo valor (\$)	Diferença entre Valor e Média (\$)	Probabilidade ponderada pela diferença quadrada
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	102,20	5,41	(4,89)	1,3592
B	1,17	98,10	1,15	(8,99)	0,9446
CCC	0,12	83,64	0,10	(23,45)	0,6598
Inadimplência	0,18	51,13	0,09	(55,96)	5,6358
		Média	107,09	Variância	8,9477
				Desvio-padrão	2,9913

Fonte: JP Morgan (1997)

De posse desses dados e assumindo normalidade na distribuição, o valor da perda estimada é calculado através do número de desvios-padrão em torno do valor médio do título, de acordo com o grau de certeza especificado. O VAR de 99%, por exemplo, é dado pela multiplicação entre 2,99, o desvio-padrão, e -2,33, valor que separa, em uma distribuição normal, o primeiro

percentil dos outros 99. Desse modo, comparando-se com o valor esperado do título (\$107,09), a perda estimada desse título corresponde a \$6,97.

No entanto, uma instituição financeira não possui apenas um ativo com risco de crédito, mas sim uma carteira. Desse modo, torna-se necessário estabelecer um método para calcular o VAR do portfólio como um todo. Inicialmente, poder-se-ia pensar em calcular o VAR de cada um dos ativos com risco de crédito de forma independente e agregar esses valores em um único montante que representasse o VAR da carteira. Esse procedimento estaria assumindo que os títulos em análise não seriam relacionados entre si.

Contudo, de acordo com Perera (1998), tanto a intuição quanto as evidências empíricas sugerem que a hipótese de inexistência de correlação entre títulos é inadequada. Uma das razões para tal observação está no fato de que os resultados dos *ratings* de diferentes tomadores e as mudanças ocorridas no decorrer do tempo são, em parte, determinadas pelos mesmos fatores macroeconômicos.

Sendo assim, a utilização dessa hipótese simplificadora pode levar à apuração incorreta do VAR de crédito de uma carteira, de modo que se faz necessária a inclusão dos relacionamentos entre os títulos na modelagem. Isso é feito através da estimação de uma matriz de transição conjunta, representada no bloco 3 da figura 2.

O enfoque utilizado para a apuração dessa matriz, no presente modelo, é baseado no cálculo da correlação entre os ativos da empresa. Como esses valores não são diretamente observáveis, faz-se uso dos preços das ações como *proxy*, assumindo-se, portanto, a hipótese de que existe relação entre o valor dos ativos e o valor de mercado das empresas.

Por fim, o modelo em análise utiliza um bloco auxiliar que contempla as exposições em função de fatores associados ao risco de mercado. A maioria dos instrumentos financeiros existentes, de acordo com Perera (1998), possui valor de exposição fixo. Entretanto, alguns instrumentos, como *swaps* e futuros, possuem exposições variáveis, de modo que se faz necessária a modelagem dessas possíveis alterações de exposição para o cálculo do VAR.

1.3.2 – Modelo CreditPortfolioView

O referido modelo, conforme Chaia (2003), pode ser considerado como uma variante do CreditMetrics, uma vez que também possui como base a abordagem de reavaliação dos *ratings* de crédito. No entanto, diferentemente do anterior, o CreditPortfolioView leva em consideração o estado geral da economia de forma explícita.

Conforme observado por Saunders (2000), pesquisas recentes nos sistemas de classificação de 18 grandes *holdings* de bancos indicam que o índice de inadimplência dos créditos de baixa qualidade é altamente sensível ao ciclo econômico. O estado da economia, ainda segundo essas pesquisas, parece influenciar as alterações de *rating*, indicando que a matriz de transição de *rating* não possui estabilidade ao longo do tempo.

Tais evidências, segundo Chaia (2003), sugerem que probabilidades de inadimplência ou de rebaixamento de *rating* de diversos emissores são significativamente maiores quando uma economia está recessiva do que quando a mesma economia está em crescimento, o que pode levar a uma subestimação do VAR de crédito apurado pelo CreditMetrics.

Para corrigir essa possível distorção, o modelo em análise relaciona diretamente a probabilidade de alteração de *rating* do emissor com variáveis de natureza macroeconômica, como a taxa de desemprego e o crescimento do PIB, por exemplo. Desse modo, tais probabilidades passam a ser condicionadas aos ciclos econômicos, solucionando o problema de estabilidade temporal da matriz de transição.

1.3.3 – Modelo KMV

O modelo KMV foi desenvolvido com o objetivo de estimar as frequências esperadas de inadimplência (*Expected Default Frequency*) de empresas e instituições financeiras, utilizando como principal fonte de informação os preços verificados no mercado de ações. A sua construção está baseada na idéia de que empréstimos podem ser vistos como opções.

Essa idéia apareceu pela primeira vez na literatura de finanças no artigo de Merton (1974), que utilizou a abordagem de opções para avaliar títulos com risco de crédito. Recentemente, modelos como o KMV passaram a expandir essa análise de modo a incluir as estimativas de inadimplência.

Tais modelos partem, portanto, da percepção de que há um isomorfismo entre uma opção de venda de uma ação e a função de pagamento de um empréstimo. Sendo assim, se o valor de mercado de ativos de uma empresa superar o valor do empréstimo, os proprietários da mesma terão incentivo para pagar o empréstimo e reter o restante como lucro. Caso ocorra o contrário, ou seja, se o valor de mercado ficar abaixo do valor do empréstimo, então a empresa exercerá a opção, entregando seus ativos ao credor.

A apuração das EDFs pelo modelo KMV pode ser dividida em três etapas. O primeiro passo consiste na estimação do valor de mercado dos ativos da empresa e de sua volatilidade. Em seguida, é necessário aferir a distância para a inadimplência, que servirá de medida para determinar o tamanho do risco de crédito da empresa. Por fim, a terceira etapa consiste no mapeamento das distâncias para a inadimplência, realizado de acordo com informações dos bancos de dados sobre inadimplência.

A primeira etapa seria facilitada caso as obrigações das empresas fossem avaliadas a mercado diariamente, o que possibilitaria que se observasse diretamente o valor dos ativos das empresas, bem como a inferência da sua volatilidade com base nos dados históricos.

Utilizando-se o modelo Black-Scholes-Merton, o valor de mercado do patrimônio líquido da empresa tomadora poderia ser calculado pela seguinte fórmula:

$$V_{PL} = f(V_A; \sigma_A; D, T, r) \quad (1.3)$$

onde V_A é o valor de mercados dos ativos da empresa, σ_A é a sua volatilidade, D é o valor nominal da dívida da empresa ou, alternativamente, o preço de exercício da opção no vencimento T , e r é a taxa de juros livre de risco de crédito.

No entanto, como isso não ocorre, o modelo KMV faz uso de uma relação teórica relacionando a volatilidade observável do valor do capital de uma empresa e a volatilidade não-observável do valor dos ativos da empresa, como na fórmula abaixo:

$$\sigma_{PL} = g(V_{PL}; \sigma_A; K; r) \quad (1.4)$$

onde K representa a relação de alavancagem financeira na estrutura de capital da empresa.

Com essas duas equações, torna-se possível calcular as duas incógnitas através de iterações sucessivas. Desse modo, torna-se possível gerar uma *EDF* para qualquer tomador dado. A figura a seguir ilustra a idéia do modelo.

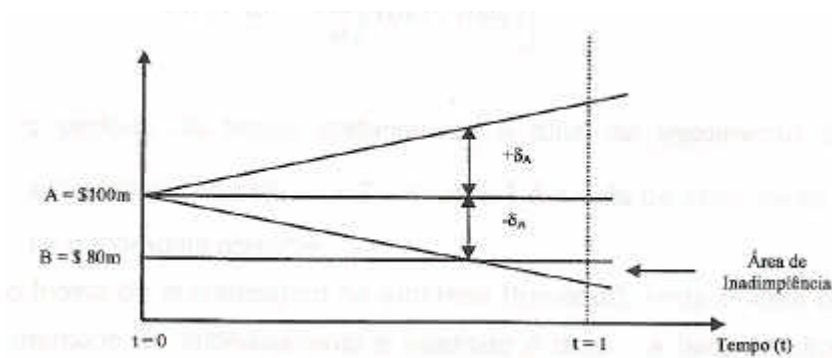


Figura 3 – Cálculo do EDF teórico

Fonte: Saunders (2000)

Supondo que o valor de mercado dos ativos da empresa e a sua volatilidade sejam iguais, respectivamente a \$ 100 e a \$ 10, e que o valor do endividamento seja igual a \$ 80, o EDF corresponde à área em que o valor de ativos da empresa cai abaixo do valor da dívida no horizonte de tempo de um ano.

Assumindo-se que os valores futuros dos ativos possuam distribuição normal em torno do valor corrente dos ativos da empresa, pode-se calcular a distância para a inadimplência no final do horizonte de um período como:

$$DD = \frac{A - B}{s_A} = \frac{\$100 - \$80}{\$10} = 2s \quad (1.5)$$

Sendo assim, para que a empresa entre na área de inadimplência, faz-se necessário que o valor dos ativos da mesma sofra uma queda de \$ 20, o que corresponde a 2 desvios-padrão no presente caso. Portanto, existe uma probabilidade de 2,5% de que o valor dos ativos caia em mais de \$ 20 ao longo do próximo período. Em outras palavras, há uma frequência esperada de inadimplência de 2,5%.

1.3.4 – Modelo CreditRisk+

O CreditRisk+ utiliza o arcabouço conceitual das ciências atuariais para estimação da distribuição de inadimplência de uma carteira de títulos ou empréstimos, fazendo uso de dados históricos. Desse modo, esse modelo considera apenas os estados de inadimplência e não-inadimplência na

avaliação da operação de crédito, concentrando-se na previsão de perdas e não na mensuração de ganhos e perdas no valor de mercado em decorrência de alterações na qualidade de crédito dos tomadores.

Para o modelo em análise, a inadimplência é uma variável contínua e independente. Sendo assim, para um determinado título, a probabilidade de inadimplência em um período é o mesmo para qualquer outro período de mesmo tamanho. Além disso, o número de inadimplências que ocorre em um período é independente do número de inadimplências que acontecerá em qualquer outro período.

Dito isso, a distribuição de probabilidade do número de inadimplências é representada no modelo pela distribuição de Poisson, expressa na equação abaixo:

$$P = \frac{m^n e^{-m}}{n!} \quad (1.6)$$

onde:

m é o número médio de inadimplências ocorridas em um dado intervalo de tempo;

n é o número de inadimplências selecionado para apurar a probabilidade.

Essa distribuição possui a vantagem de ser definida por um único parâmetro, seja ele m . Além disso, a distribuição de Poisson possui a propriedade de ausência de memória, o que a torna adequada para utilização no modelo, dada a premissa de que a probabilidade de inadimplência em um período é o mesmo para qualquer outro período.

A mensuração da distribuição de perdas por inadimplência de uma carteira é realizada em três etapas. Primeiro, elaboram-se freqüências de inadimplência, relacionando um percentual de perda calculado com base em dados históricos a cada um dos *ratings* de crédito utilizados.

O segundo passo está relacionado ao valor da perda, que pode ser completa ou parcial. Diante da reconhecida dificuldade em modelar o tamanho da perda para todas as obrigações, o modelo segmenta as exposições em faixas de perdas de acordo com seus valores, aplicando um maior grau de

precisão nas faixas maiores. Finalmente, com base nas duas primeiras etapas, é derivada uma distribuição de perdas por inadimplência da carteira como um todo.

O exemplo mostrado em Saunders (2000) ilustra esse processo. Considere um banco que segmenta sua carteira de empréstimos em faixas de valores de \$ 20.000 de exposição a perda, contendo cada uma delas, para fins de simplificação, 100 empréstimos. Como o modelo considera cada faixa como sendo uma carteira individual, faz-se necessário apurar o valor de perda de cada uma delas e depois agregá-las.

Tomando, por exemplo, a faixa que vai até \$ 20.000, e dado que o tamanho da perda já está definido por faixas, resta identificar o valor histórico de inadimplência desse estrato. Supondo que esse histórico seja de 3%, é possível estabelecer a probabilidade para qualquer número de inadimplências, através da aplicação da equação 1.6. O resultado é disposto a seguir.

Tabela 7 – Probabilidade de número de inadimplências por Poisson

N	Probabilidade (%)	Probabilidade acumulada (%)
0	4,98	4,98
1	14,94	19,91
2	22,40	42,32
3	22,40	64,72
4	16,80	81,53
5	10,08	91,61
6	5,04	96,65
7	2,16	98,81
8	0,81	99,62
9	0,27	99,89
10	0,08	99,97

Fonte: Saunders (2000)

Com base nos dados da tabela, e utilizando um intervalo de confiança de 99%, a perda associada seria de \$ 160.000,00, resultado da multiplicação entre o tamanho da perda (\$ 20.000) e o número do empréstimo no qual a probabilidade acumulada de 99% foi atingida, ou seja, 8. Sendo assim, a perda inesperada dessa carteira é de \$ 100.000, valor obtido pela diferença entre a perda associada calculada e a perda esperada (\$ 60.000), dada pela multiplicação entre a taxa histórica de inadimplência, o tamanho da perda e o número de empréstimos na faixa.

Para que se estabeleça a perda das demais faixas e, conseqüentemente, da carteira como um todo, deve-se aplicar o mesmo procedimento mostrado acima. A perda esperada da carteira será dada pelo somatório das perdas esperadas das faixas. De modo equivalente, pode-se calcular a perda inesperada da carteira.

1.3.5 – Abordagens novas: utilização no Brasil

Tendo apresentado, de forma geral, as novas abordagens à medição de risco de crédito, caberia indagar se os modelos desenvolvidos a partir das mesmas poderiam ser aplicados ao mercado brasileiro. Um dos objetivos do trabalho de Chaia (2003) foi justamente responder a essa pergunta.

Previamente à avaliação da aplicabilidade de tais modelos ao Brasil, o autor apresentou os mesmos, conduzindo uma avaliação das necessidades de dados requeridas. Segundo Chaia, os modelos precisam de:

- mercado secundário líquido para títulos corporativos;
- provedores de *rating* com metodologias de classificação confiáveis e consistentes com o processo de avaliação de ativos de crédito feitas pelo mercado;
- bases de dados históricas de inadimplência por *rating* e de taxas de recuperação;
- mercado de ações líquido e pulverizado.

Com base nisso, o autor argumenta que a implantação de modelos de reavaliação do tipo CreditMetrics no mercado brasileiro geraria provavelmente resultados pouco confiáveis em razão dos seguintes fatos:

- o mercado secundário de títulos corporativos (debêntures) apresenta baixa liquidez, o que impossibilita o processo de geração de estruturas temporais de taxas de juros por *ratings*, além de dificultar a verificação das hipóteses sobre alterações no valor da carteira de títulos;
- baixa aderência entre taxa de retorno exigida pelo mercado para debêntures de várias empresas e o *rating* divulgado pelas agências de classificação que operam no Brasil, conforme estudo de Mellome, Eid e Rochman (2002);

- inexistência de informações públicas sobre as matrizes de transição de *ratings*, o que impede o cálculo da probabilidade de um título mudar de *rating*, inviabilizando o processo de reavaliação;

- dificuldade de se estabelecer taxas de recuperação, problema que ocorre também no mercado norte-americano, mas que, no Brasil, fica agravado em razão da lei em voga sobre concordatas e falências, que posterga ao máximo a liquidação das empresas.

Esses problemas apresentados para implantação de modelos de reavaliação, como o CreditMetrics, são agravados nos modelos macroeconômicos fatoriais, como o CreditPortfolioView, pois estes requerem, adicionalmente, a existência de uma grande quantidade de dados para os fatores macroeconômicos selecionados.

No que diz respeito ao CreditRisk+, esse modelo foi implementado pelo Unibanco na modalidade de Crédito Direto ao Consumidor, conforme consta do trabalho de Prado, Bastos e Duarte Jr. (2000). Segundo os autores, esse modelo possui algumas vantagens comparativas em relação aos demais, entre elas o fato de que o mesmo não exige a existência de um mercado secundário de ativos de crédito.

Mesmo levando em consideração as vantagens apresentadas pelos autores mencionados, Chaia (2003) ressalta que uma das variáveis mais importantes deste modelo é a taxa histórica de inadimplência e que, mesmo sendo essa uma informação única, apresenta, tal como os modelos de reavaliação, o problema de falta de base de dados históricos, o que inviabiliza sua implementação imediata ao mercado brasileiro.

Em oposição aos três modelos abordados até aqui, o KMV não necessita de uma base histórica de dados, de modo que, segundo o mesmo autor, este representa atualmente a solução mais adequada a ser implementada no Brasil. No entanto, duas principais críticas emergem quando se avalia a possibilidade da adoção desse modelo.

Primeiro, o mercado acionário nacional, em contraste ao norte-americano, é muito concentrado no que diz respeito aos investidores e possui poucas empresas abertas com liquidez diária. A consequência disso é que, no Brasil, ocorrem freqüentemente negociações em bloco, gerando distorções na análise do *Expected Default Frequency* (EDF). Além disso, a base de dados de

EDFs é restrita para países com mercados acionários no estágio de desenvolvimento em que se encontra o brasileiro. Assim, a vantagem apresentada pelo modelo de ajustar a estatística à sua base de dados resulta enfraquecida.

Em suas considerações finais, Chaia (2003) afirma que nenhum dos modelos estudados está atualmente em condição de ser implantado em toda sua extensão no mercado financeiro nacional. A principal dificuldade para tal é a inexistência de informações confiáveis ou em número suficiente para que os dados extraídos desses modelos possam ser usados como suporte para a tomada de decisão por parte dos gestores das instituições financeiras.

Desse modo, dada essa realidade apontada por Chaia, as abordagens tradicionais continuam sendo muito utilizadas pelos bancos brasileiros e, de acordo com o autor, os esforços dos mesmos têm se concentrado na realização de aperfeiçoamentos no processo de concessão de crédito.

Tal fato, suportado por Berni (1999) e Blatt (1998), não significa, contudo, que os bancos não devam envidar esforços no sentido de implementar as novas abordagens. Nesse sentido, Chaia (2003) afirma que, mesmo que tais modelos não produzam os efeitos esperados do ponto de vista quantitativo, a sua implantação trará benefícios qualitativos para a gestão do risco de crédito nas instituições, visto que provoca uma revisão na cultura de concessão e precificação do crédito.

1.4 – Avaliação da capacidade de pagamento

Nas seções anteriores, foi apresentada uma série de modelos de mensuração de risco de crédito, envolvendo tanto abordagens tradicionais quanto novas, bem como uma avaliação da aplicabilidade de tais modelos no Brasil. No entanto, independentemente do modelo ou do conjunto de modelos que se utilize, um fator é visto como fundamental num processo de análise de crédito e deve ser cuidadosamente avaliado, bem como deve ser incorporado de alguma forma ao modelo de risco de crédito utilizado.

Tal fator é a capacidade de pagamento, ou seja, a capacidade que a empresa possui de repagar os empréstimos contraídos nos prazos acordados. E, segundo a literatura especializada, a forma mais adequada de se verificar essa capacidade é através da avaliação do fluxo de caixa de uma empresa,

tanto de um ponto de vista retrospectivo, quanto, principalmente, de uma visão prospectiva (Schrickel, 2000; Securato, 2002; Silva, 2003).

A razão para que se chegue a essa conclusão está explicitada na seguinte citação sobre a importância de tal demonstrativo para o processo de análise de crédito:

A análise de fluxo de caixa é uma ferramenta poderosa. É poderosa porque é quase inevitavelmente bem-sucedida em expor o mecanismo-chave por meio do qual uma empresa sobrevive ou morre. Os fluxos de caixa não podem ser manipulados por convenção contábil e não há como uma empresa possa esconder fluxos relevantes de um analista que saiba como usar com habilidade a análise de fluxos de caixa, a não ser por meio de fraude (Boyadjian e Warren *apud* Caouette, Altman e Narayanan, 1999, p. 95).

Sendo assim, diante da qualidade de informação contida em tal demonstrativo, cabe ao analista de crédito examinar atentamente o fluxo de caixa do tomador de empréstimos. Do ponto de vista retrospectivo, de acordo com Schrickel (2000), o fluxo de caixa permite que o analista tenha uma percepção inequívoca quanto à qualidade da administração da empresa, podendo avaliar medidas tomadas pela empresa para enfrentar e contornar eventuais problemas que tenha enfrentado.

Em relação à visão prospectiva, a sua importância reside no fato de que, como dito anteriormente, dela é possível inferir se a empresa terá capacidade para repagar os empréstimos nos prazos convencionados. Assim, o histórico serve como uma sinalização acerca de capacidade de pagamento da empresa, ao passo que a projeção permite aferir se essa capacidade será ou não mantida no futuro. Diante da importância conferida a esse demonstrativo, cabe analisar brevemente alguns conceitos relacionados ao mesmo.

1.4.1 – Fluxo de caixa

De forma geral, o fluxo de caixa envolve todas as entradas e saídas de recursos que efetivamente ocorrem na empresa num determinado período. Desse modo, na construção do fluxo de caixa, o que importa são os movimentos efetivos de recursos, e não as despesas e receitas registradas no momento em que ocorre o fato gerador, como ocorre no regime de

competência, base para a elaboração de demonstrativos como o Demonstrativo de Resultado de Exercício.

Enquanto demonstrativo contábil, o Demonstrativo de Fluxo de Caixa assume características padronizadas por métodos contábeis geralmente aceitos. Conforme Souza (2002), o Financial Accounting Standards Board (FASB), comitê de normas de contabilidade financeira dos Estados Unidos, passou a exigir a apresentação da Demonstração de Fluxo de Caixa a partir de novembro de 1987, por meio da Statement Financial Accounting Standards número 95 (SFAS 95), que normatizou a apresentação do fluxo de caixa.

E, de acordo com Cherobim e Famá (1999), embora não seja necessária a apresentação de tal demonstrativo pelas empresas brasileiras, adota-se esse modelo americano de fluxo de caixa, proposto pelo SFAS 95⁴. Por esse documento, a estrutura da Demonstração dos Fluxos de Caixa deve contemplar três grandes conjuntos de informações, agrupadas conforme as funções dos recursos na empresa. Monteiro (2002) descreve tais grupos da seguinte forma:

- Atividades operacionais: engloba todas as contas de recebimentos e pagamentos relacionados à atividade final da organização e que não estejam enquadradas em nenhuma das características de operações de investimento ou financiamentos preconizadas a seguir.

- Atividades de investimento: reúne os valores normalmente relacionados às mudanças de estrutura de investimento de curto ou longo prazo que afetam o caixa, como por exemplo as alterações nas contas de Ativo Permanente do Balanço Patrimonial.

- Atividades de financiamento: reúne as entradas e saídas de caixa relacionadas com a estrutura de capital da empresa, incluindo a obtenção de recursos de acionistas e o pagamento de um retorno sobre seus investimentos e a obtenção de empréstimos e financiamentos de curto e longo prazo, incluindo seus respectivos pagamentos.

⁴ Tem-se visto no Brasil, há algum tempo, uma discussão a respeito da obrigatoriedade da Demonstração de Fluxo de Caixa por parte das Sociedades Anônimas de capital aberto, em lugar da Demonstração de Origens e Aplicações de Recursos (DOAR). Tal alteração foi proposta no anteprojeto sobre a reforma da Lei das SA's e está em tramitação.

Quanto à forma de apresentação, o fluxo de caixa relacionado às atividades operacionais pode ser disposto pelo método direto ou indireto. O método direto, cuja utilização é recomendada pela FASB, demonstra os itens diretamente afetados pelo fluxo de caixa, sendo os recebimentos e os pagamentos apresentados separadamente. Já pelo método indireto toma-se como ponto de partida o lucro líquido e a partir de deduções de receitas e despesas que não afetaram o caixa chega-se ao caixa líquido produzido pelas atividades operacionais.

Conforme Silva (2001), o método direto possibilita-nos uma visão analítica das entradas e saídas de dinheiro na empresa, enquanto que o método indireto checa a variação de caixa, porém com menos riqueza de informação. A utilização de uma das formas de apresentação dependerá, de acordo com autor, dos objetivos do analista.

Não cabe, no entanto, aprofundarmos a discussão referente à análise retrospectiva do Fluxo de Caixa. Embora se reconheça a importância da análise do fluxo de caixa histórico num processo de análise de crédito, pelas razões mencionadas anteriormente, passa-se a tratar da projeção do fluxo de caixa, visto que o interesse específico do presente trabalho recai sobre a análise dos fluxos de caixa prospectivos das empresas.

1.4.2 – Projeção do fluxo de caixa

Se o fluxo de caixa histórico permite ao analista de crédito avaliar a qualidade de administração de uma empresa, o fluxo de caixa projetado, adotadas certas premissas, permite ao banqueiro uma percepção bastante palpável das chances de o tomador, aplicando os recursos consoante discutido entre as partes, liquidar os empréstimos nos prazos negociados.

Ou seja, a projeção de fluxo de caixa constitui-se na ferramenta mais indicada para aferir a capacidade de pagamento de uma proponente ao crédito. A seguir, é apresentado um modelo de fluxo de caixa projetado.

Tabela 8 – Projeção de fluxo de caixa

Ano	1	2	3	4	5
Receita Bruta					
(-) Impostos e Devoluções					
Receita Líquida					
(-) Custos Operacionais					
Custo das Mercadorias ou dos Serviços Vendidos					
Despesas Administrativas					
Despesas com Vendas					
Despesas Financeiras					
(-) Juros do Financiamento em análise					
Resultado Bruto					
(-) I.R. e C.S.S.L.					
Resultado Líquido					
(+) Depreciações					
Disponibilidade Líquida					
(-) Exigibilidades					
(+) Aporte de Recursos					
(-) Amortização do Financiamento em análise					
= Saldo					
(+) Disponibilidade Anterior					
= Saldo Final					

Com base nessa projeção, será possível avaliar se a empresa em estudo será capaz, com base nas premissas adotadas, de gerar caixa suficiente para cobrir suas exigibilidades, ou seja, cumprir com as obrigações assumidas. Também poderá ser observado quão folgada é a geração de caixa em relação a tais obrigações, permitindo que se qualifique melhor a empresa no que diz respeito a sua capacidade de pagar.

Para fins de parametrização, pode-se utilizar algum índice que represente justamente essa relação entre geração líquida de caixa e exigibilidades. Embora não existam referências na literatura sobre índices dessa natureza, é prática comum nas instituições financeiras, principalmente naquelas especializadas em crédito de longo prazo, a utilização de um ou mais indicadores que tenham por objetivo verificar o índice de cobertura apresentado pela empresa nos anos seguintes ao financiamento concedido.

O Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul (BRDE), por exemplo, utiliza o quociente entre a disponibilidade líquida gerada em cada exercício e a soma do valor a amortizar do financiamento atual, dos impostos

parcelados a pagar e do valor a ser amortizado dos financiamentos existentes⁵. Assim, tem-se para cada ano um determinado valor, que expressa a capacidade da empresa em honrar seus compromissos.

Para que se possa qualificar esse valor, no entanto, deverá haver algum parâmetro de referência que permita aos tomadores de decisão avaliar se a capacidade de pagamento de uma determinada empresa está de acordo com as condições de financiamento negociadas. Mais uma vez, a literatura especializada não fornece pistas acerca de um parâmetro de referência ideal.

No âmbito do BRDE, a variável utilizada não deve, em tese, ser inferior a 2 (dois) em nenhum dos períodos de projeção da capacidade de pagamento. No entanto, é válido ressaltar que esse parâmetro, embora de reconhecida relevância, constitui apenas um dos parâmetros de risco de crédito considerados para uma tomada de decisão de crédito, sendo possível que o crédito seja concedido, mesmo que a empresa não esteja em conformidade com esse parâmetro de referência.

Já o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), que também faz uso de um índice de cobertura para a avaliação da capacidade de pagamento das empresas, adota um parâmetro de referência inferior, igual a 1,3.

A utilização de indicadores dessa natureza e de parâmetros de referência para a tomada de decisão, sem dúvida, contribuem para que se tenha uma avaliação da capacidade de pagamento das empresas. Contudo, os fluxos de caixa prospectivos não podem ser previstos com exatidão, em razão das incertezas de ordem interna e externa que afetam a atividade da empresa.

Desse modo, diante da possibilidade de ocorrência de um número bastante diverso de cenários, com base justamente nas fontes de incerteza referidas acima, torna-se bastante complexo o processo de determinação de fluxos futuros de recursos de uma empresa.

Reconhecendo a natureza incerta de fluxos futuros e a conseqüente complexidade em determinar uma previsão para os mesmos, resta saber de

⁵ Observa-se, portanto, que os juros do financiamento em análise não são considerados no denominador pelo modelo do BRDE. No entanto, isso não significa que tais encargos não sejam considerados para a apuração do índice de cobertura, uma vez que a disponibilidade líquida gerada por período já leva em conta os gastos com o serviço da dívida.

que modo um analista de crédito pode enfrentar esse problema. Na seção seguinte, apresentamos as principais abordagens utilizadas para modelar o risco inerente às projeções de fluxos de caixa.

1.4.3 – Análise de risco na projeção do fluxo de caixa

A aferição da capacidade de pagamento de um cliente por um banco é apenas uma das utilidades da análise prospectiva de fluxo de caixa. Empresas utilizam tal análise tanto para a seleção de investimentos quanto para a atividade de planejamento de longo prazo. Investidores a utilizam para verificar a viabilidade econômica de adquirir uma determinada empresa.

Embora os objetivos de tais agentes sejam diferenciados, a fonte de informação básica utilizada é a mesma: o fluxo futuro de benefícios e de custos. Conseqüentemente, o problema mencionado acima, referente à dificuldade na previsão dos fluxos, é pertinente a todos que fazem uso da análise de fluxo de caixa como subsídio para tomada de decisão.

Assim sendo, os modos de abordagem e as técnicas utilizadas para modelar a incerteza são os mesmos, independentemente do objetivo da análise do fluxo de caixa. Conforme Weston e Brigham (2000), as técnicas normalmente utilizadas nesse sentido são a análise de sensibilidade, a análise de cenários e as simulações de Monte Carlo.

Tais técnicas, embora apresentem diferenças entre si, podem ser consideradas como representantes de uma mesma abordagem, denominada probabilística ou estocástica. As técnicas a serem apresentadas procuram de algum modo modelar a incerteza inerente à realização de projeções, constituindo, portanto, uma visão alternativa à abordagem determinística.

A análise de sensibilidade consiste em avaliar alterações na variável de interesse decorrentes de variações observadas nas variáveis de entrada, mantendo os demais fatores constantes. Em geral, parte-se de um cenário mais provável, e, a partir disso, são colocadas várias questões do tipo “e se isso acontecer?”, verificando o impacto de alterações nas variáveis de entrada ao longo de normalmente três situações, a mais provável, a pessimista e a otimista.

Embora tal técnica represente um avanço quando se compara a uma abordagem determinística, pelo fato de levar em consideração o fator risco, ainda apresenta dois problemas considerados relevantes, conforme Ross, Westerfield e Jaffe (2002). O primeiro é a arbitrariedade na compreensão do que é mais provável, pessimista e otimista, que pode variar sensivelmente de analista para analista.

Adicionalmente, a referida técnica trata cada variável de forma isolada, ao passo que, na realidade, as diversas variáveis envolvidas podem e mesmo tendem a estar relacionadas. A fim de minimizar esse segundo problema apresentado, utiliza-se uma variação da análise de sensibilidade, conhecida como análise de cenários.

Na utilização dessa técnica, elabora-se uma série de cenários diferentes que a empresa ou o projeto podem enfrentar, considerando as relações entre as variáveis. Posteriormente, os resultados são comparados a uma situação mais provável, avaliando-se o comportamento da variável de interesse sob diversas circunstâncias.

A análise de cenários, portanto, em comparação à análise de sensibilidade, apresenta duas vantagens adicionais, quais sejam, o de levar em consideração o relacionamento entre as variáveis e o de possibilitar ao tomador da decisão observar o comportamento da variável de interesse sob diferentes situações.

Contudo, assim como na análise de sensibilidade, a subjetividade na categorização permanece, não mais associada a variáveis isoladamente, mas sim a cenários de forma geral. Além disso, não é possível saber se o número de cenários gerados é suficiente para avaliar a variável de interesse, nem há como saber qual a probabilidade de ocorrência de cada um desses cenários.

Esses dois últimos problemas podem ser resolvidos com uma outra técnica, as simulações. Através da utilização da mesma, é possível criar um número razoável de situações que a empresa ou o projeto podem enfrentar, gerando, portanto, uma aproximação de continuidade. Desse modo, torna-se viável calcular uma probabilidade de ocorrência de um conjunto de situações que atendam uma determinada regra pré-definida, como por exemplo, a probabilidade de ocorrência de situações com Valor Presente Líquido maior

que zero. Na seção seguinte, essa técnica será apresentada mais detalhadamente.

1.4.4 – Simulações

Simulação, de acordo com Evans e Olson (1998), é o processo de construção de um modelo lógico ou matemático de um sistema ou de um problema de decisão e da utilização de tal modelo com o objetivo de melhor compreender o comportamento do sistema ou de auxiliar na solução do problema de decisão.

Para que se construa um modelo de simulação, é necessário estabelecer que tipo de modelo é adequado ao sistema ou ao problema de decisão em estudo. Nesse sentido, a classificação feita por Law e Kelton (2000) pode trazer auxílio ao pesquisador. Tal classificação divide os modelos de acordo com três dimensões, descritas a seguir.

A primeira dimensão diz respeito à importância do fator tempo. Um modelo de simulação estático é a representação de um sistema em um ponto particular do tempo ou de um sistema onde o tempo não é relevante. De forma alternativa, um modelo dinâmico é a representação de um sistema tal como ele se desenvolve ao longo do tempo.

Uma outra dimensão se refere à existência ou não de componentes probabilísticos na modelagem. Se um modelo de simulação não possui componentes probabilísticos, então ele é considerado determinístico. Em contraste, quando um sistema é modelado de tal forma que pelo menos algum componente de entrada seja aleatório, então esse modelo é chamado de probabilístico ou estocástico.

Por fim, tem-se uma terceira dimensão, que divide os modelos em discretos e contínuos. Um modelo é dito discreto quando as variáveis de estado mudam instantaneamente em períodos de tempo separados, enquanto que, em um modelo contínuo, tais variáveis modificam-se continuamente ao longo do tempo.

Para o presente trabalho, o uso das simulações tem por objetivo a construção de um modelo de um problema de decisão, bem como avaliar a sua capacidade de auxiliar na solução do problema de decisão. O modelo a ser construído tem por objetivo ajudar os tomadores de decisão de crédito a avaliar

a capacidade de pagamento das empresas, propiciando uma decisão de crédito mais qualificada.

Tendo isso em vista e dada a natureza do fluxo de caixa prospectivo e o interesse dos decisores em avaliar a capacidade de pagamento das empresas de forma separada em vários pontos distintos do tempo, o foco dessa revisão passa a recair sobre os modelos estáticos⁶ e probabilísticos, construídos a partir do Método de Monte Carlo.

1.4.4.1 – Simulações de Monte Carlo

De acordo com Evans e Olson (1998), a simulação de Monte Carlo é basicamente um experimento amostral cujo objetivo é estimar a distribuição de resultados possíveis da variável na qual estamos interessados (variável de saída), com base em uma ou mais variáveis de entrada, que se comportam de forma probabilística de acordo com alguma distribuição estipulada.

Já Law e Kelton (2000) definem a simulação de Monte Carlo como sendo uma abordagem que emprega a utilização de números aleatórios para resolver certos problemas estocásticos ou determinísticos, em que a passagem do tempo não possui um papel relevante. Segundo os mesmos autores, o nome “Monte Carlo” teve origem durante a Segunda Guerra Mundial, quando tal abordagem foi aplicada a problemas relacionados com o desenvolvimento da bomba atômica, principalmente na resolução de integrais de funções matemáticas de difícil solução analítica.

Entretanto, de acordo com Vose (2000), o método utilizado pelas simulações de Monte Carlo já havia sido usado para examinar equações no campo da física. Consta também que o estatístico Student, W. S. Gossett, tenha usado o método de Monte Carlo para estimar o coeficiente de correlação na sua distribuição t .

⁶ De um ponto de vista geral, o problema de decisão em análise no presente trabalho pode ser representado por um modelo dinâmico, uma vez que se avalia o fluxo de caixa prospectivo ao longo de um determinado período. No entanto, como cada período será analisado de forma separada, sem relação com os demais períodos, o interesse passa a recair, para fins de modelagem, em modelos estáticos.

1.4.4.1.1 – Como funciona o método de Monte Carlo

Como dito acima, a simulação de Monte Carlo é um processo de amostragem cujo objetivo é permitir a observação do desempenho de uma variável de interesse em razão do comportamento de variáveis que encerram elementos de incerteza.

Embora seja um conceito simples, a operacionalização desse processo requer o auxílio de alguns métodos matemáticos. Dentre os mais conhecidos e utilizados, segundo Evans e Olson (1998) e Vose (2000), está o método da transformada inversa, que faz uso das propriedades dos números aleatórios e da função distribuição acumulada de uma variável aleatória.

Um número aleatório, cabe lembrar, é definido como sendo uma variável aleatória uniformemente distribuída entre 0 e 1. Já a função distribuição acumulada $F(x)$ de uma variável aleatória X é dada por:

$$F(x) = P(X \leq x) \quad (1.7)$$

Tal função, que mostra a probabilidade P de que a variável X seja menor ou igual a x , para todo e qualquer x , possui as seguintes propriedades:

$$\frac{d}{dx} F(x) \geq 0; \quad (1.8)$$

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0 \quad (1.9)$$

$$\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1 \quad (1.10)$$

Desse modo, $F(x)$ é sempre não-decrescente e assume valores entre 0 e 1. Sendo assim, admitindo-se que a inversa dessa função exista, escolhendo-se ao acaso um determinado valor para $F(x)$, pode-se encontrar um único valor associado de x , seja de forma explícita ou através de um algoritmo computacional.

Portanto, dado que os números aleatórios também possuem a propriedade de assumir valores apenas no intervalo entre 0 e 1, basta gerar um número aleatório R , substituí-lo diretamente em $F(x)$ e obter o valor associado de x . Esse é o método da transformada inversa, ilustrado na figura a seguir.

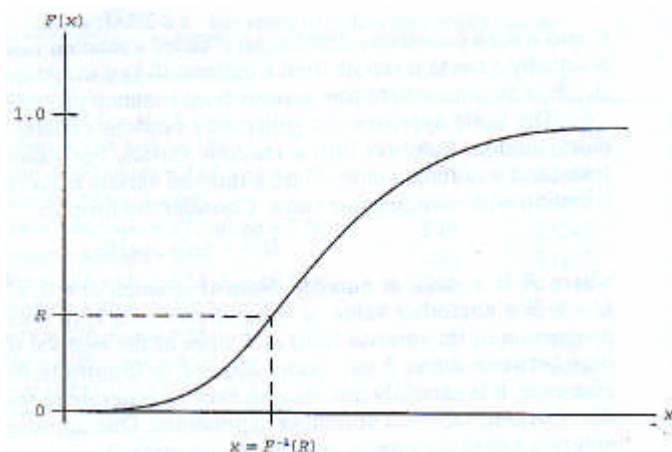


Figura 4 – O método da transformada inversa

Fonte: Vose (2000)

De acordo com Vose (2000), esse método, utilizado também por outros procedimentos de amostragem, não é aplicável para algumas distribuições de probabilidade, o que torna necessária a utilização de outros métodos. No entanto, segundo o referido autor, o princípio básico utilizado é o mesmo, e, para os fins do presente trabalho, entende-se que a descrição realizada até aqui já é suficiente.

Independentemente do método utilizado para viabilizar o processo de simulação, no entanto, fica evidente a importância da escolha do gerador de números aleatórios a ser usado.

1.4.4.1.2 – Gerador de números aleatórios

Como visto até o presente momento, tem-se que a base para o processo de amostragem realizado nas simulações de Monte Carlo é a geração de números aleatórios. É a partir desse mecanismo que são produzidas as distribuições das variáveis de interesse, tomando por base as premissas e as distribuições associadas às variáveis de entrada, bem como a inter-relação entre as mesmas.

Um número aleatório, conforme já exposto, é definido como sendo um número uniformemente distribuído entre 0 e 1. No entanto, computadores não possuem a capacidade de gerar números realmente aleatórios, visto que fazem uso de um algoritmo para gerar uma seqüência de números. Em razão disso,

os números gerados são comumente chamados de números pseudo-aleatórios.

Desse modo, é necessário escolher um algoritmo que forneça uma série de números que pareçam ser aleatórios. De acordo com Law e Kelton (2000), um algoritmo aritmético gerador de números aleatórios deve satisfazer as seguintes condições:

- os números produzidos devem parecer uniformemente distribuídos entre 0 e 1 e não possuem correlação entre eles;
- deve ser rápido na geração e consumir pouca memória;
- deve propiciar a reprodutibilidade da seqüência gerada.

Portanto, previamente à execução da simulação, deve-se verificar se o gerador de números aleatórios a ser usado satisfaz as propriedades enunciadas acima, seja através de testes ou de referências que dêem suporte à sua utilização.

1.4.4.1.3 – Método de amostragem

Apesar do termo 'Monte Carlo' ser utilizado no presente trabalho e na literatura como se referindo a um método de simulação, no sentido estrito, o termo diz respeito a um procedimento de seleção amostral. Desse modo, existem outros métodos possíveis de serem utilizados para a construção do modelo pretendido no presente trabalho.

Segue abaixo uma descrição de dois desses métodos, conforme consta em Vose (2000). Além de serem os dois métodos mais utilizados na prática, são também aqueles contemplados pelo *software* utilizado no presente trabalho.

Monte Carlo: seleciona valores aleatoriamente de forma independente de acordo com a distribuição de probabilidade definida. Em outras palavras, o número aleatório utilizado em uma rodada não influencia os próximos números aleatórios a serem utilizados.

Hipercubo Latino: seleciona valores aleatoriamente de forma dependente. Tal método divide a distribuição em intervalos com probabilidades iguais de sorteio e seleciona um valor aleatório pertencente a cada um dos intervalos.

De acordo com Vose (2000), o método do Hipercubo Latino é mais preciso para a reprodução das distribuições de probabilidade escolhidas para as variáveis de entrada e, conseqüentemente, para o cálculo de estatísticas geradas pela simulação, uma vez que o intervalo da distribuição é utilizado de maneira mais equânime e consistente.

Desse modo, seu uso torna-se recomendado quando a preocupação principal está na acurácia das estatísticas da simulação. De forma alternativa, quando o objetivo principal for a geração de uma diversidade de cenários independentes, então o método de Monte Carlo torna-se, por definição, mais adequado. Adicionalmente, o padrão de aleatoriedade propiciado por esse método pode ser conveniente para os casos em que as distribuições das variáveis de entrada são definidas sem a utilização de dados históricos.

1.4.4.1.4 – Conceitos estatísticos

A grande maioria dos termos estatísticos necessários para o entendimento do presente trabalho é de conhecimento geral e não serão apresentados aqui. Entende-se, todavia, que dois outros conceitos precisam ser comentados, sejam eles a confiabilidade e o coeficiente de correlação de Spearman.

a) Confiabilidade

A confiabilidade sintetiza a chance, em termos percentuais, de que uma determinada variável de interesse (ou de saída) fique dentro de um determinado intervalo especificado, indicando, portanto, o percentual de cenários gerados pela simulação que está dentro desse intervalo.

No caso do presente trabalho, tomando o parâmetro de referência utilizado pelo BRDE, a confiabilidade poderia ser o percentual de cenários gerados pela simulação em que a empresa em análise apresentasse um índice de cobertura igual ou superior a 2. Alternativamente, poderia ser definido que a confiabilidade seria a chance percentual de que a empresa gerasse caixa suficiente para, no mínimo, saldar seus compromissos.

Desse modo, o conceito de confiabilidade é relativo e flexível, podendo ser adaptado para o problema em análise de modo a refletir uma informação julgada relevante para os tomadores de decisão.

b) Correlação de Spearman

O coeficiente de correlação de posto de Spearman é uma estatística não-paramétrica utilizada para quantificar a correlação existente entre duas variáveis. Por ser não-paramétrica, essa estatística não é afetada pelo tipo de relacionamento entre as variáveis.

Esse coeficiente é calculado da seguinte forma: substitui-se os n pares de valores observados para as variáveis X e Y pelo seu ordenamento na série de dados. Desse modo, ao maior valor de cada variável é atribuído o valor 1 e ao menor o valor n , ou vice-versa. A partir disso, aplica-se a seguinte fórmula:

$$r = \frac{COV(u,v)}{s_u s_v} \quad (1.11)$$

onde u e v são as ordenações das variáveis X e Y .

Desse modo, em comparação com o coeficiente de Pearson, a estatística apresentada acima não leva em consideração os valores brutos das variáveis, mas sim o seu ordenamento na série de dados. Sua utilização é indicada para os casos em que as distribuições de probabilidade das variáveis em estudo não são conhecidas.

1.4.4.1.5 – As etapas do processo de simulação

Tendo em mente o modo de funcionamento do método de Monte Carlo e os conceitos estatísticos necessários para o entendimento do trabalho, passa-se a percorrer uma série de etapas para que seja realizado um processo de simulação. Tais etapas são listadas e comentadas a seguir, com base em Evans e Olson (1998) e em Vose (2000).

1) desenvolvimento conceitual do modelo do sistema ou do problema a ser estudado: encerra a compreensão e definição do problema de estudo, com a definição dos objetivos da pesquisa, assim como a definição das variáveis de entrada e das variáveis de interesse.

2) construção do modelo de simulação: inclui o desenvolvimento de fórmulas e equações apropriadas, a coleta de dados necessários, a determinação das distribuições de probabilidades associadas às variáveis de entrada e, finalmente, a construção ou definição de uma forma para registrar os dados.

3) verificação e validação do modelo: a verificação se refere ao processo de conferir se o modelo está livre de erros de lógica, ou seja, se o modelo faz aquilo que deveria fazer. Já a validação tem por objetivo avaliar se o modelo construído é uma representação razoavelmente crível do sistema ou problema estudado.

4) desenho de experimentos com a utilização do modelo: tal etapa envolve a determinação de questões a serem respondidas pelo modelo com o intuito de auxiliar o decisor a alcançar o seu objetivo.

5) realização dos experimentos e análise dos resultados: finalmente, nessa última etapa, com base no desenho de experimento feito, as simulações são realizadas para que se obtenha o conjunto de informações especificado, que pode ser transmitido aos tomadores de decisão em forma de relatórios pré-definidos em conjunto com os mesmos.

Posteriormente, e como objetivo final da construção de um modelo dessa natureza, deve-se avaliar se o mesmo auxilia o tomador de decisão a melhor compreender o problema com o qual se defronta. Essas etapas enumeradas acima serão utilizadas como base para o capítulo seguinte, onde será apresentado o modelo construído para avaliação da capacidade de pagamento de empresas em financiamentos de longo prazo.

Antes disso, no entanto, é apresentada uma breve revisão de alguns estudos que utilizaram a técnica de simulações para modelar a incerteza inerente à realização de projeções de fluxo de caixa.

1.4.4.2 – Simulações: aplicações à projeção de fluxo de caixa

Nos anos recentes, vários estudos têm sido realizados utilizando simulações para modelar e mensurar o risco inerente às projeções de fluxo de caixa em que são baseadas decisões de investimento e de planejamento financeiro por parte de empresas e investidores. Entretanto, a idéia básica para essas pesquisas já estava presente no artigo de Hertz (1964), considerado pioneiro nessa área.

No referido trabalho, o autor enfatiza a importância de se utilizar técnicas de análise de risco, especialmente as simulações, em problemas de decisão de investimento, de modo a melhor compreender as fontes de incerteza dos projetos e, conseqüentemente, subsidiar a tomada de decisão do analista.

Na época, no entanto, a construção de um modelo dessa natureza requeria uma alocação significativa de recursos, o que fazia com que alguns autores questionassem a sua relação custo benefício, como Lewellen e Long (1972). Desde então, houve notável avanço computacional, representado tanto pela evolução dos processadores, quanto pelo desenvolvimento de *softwares* especializados na análise de risco.

Tal progresso propiciou que uma série de estudos fosse feita a custos relativamente baixos, tendo os mesmos o objetivo comum de verificar a utilidade das simulações para modelar os riscos atrelados às projeções de fluxo de caixa, verificando se a utilização dessa técnica poderia trazer informação adicional relevante para os tomadores de decisão.

Entre alguns desses estudos, por exemplo, estão os de Bruni, Famá e Siqueira (1998), Esty (1999), Kelliher e Mahoney (2000), Rode, Fischbeck e Dean (2001), Correia Neto, Moura e Forte (2002) e Rodrigues (2003). Tais estudos, realizados na área de avaliação de projetos ou de empresas, possuem, de forma geral, uma estrutura semelhante.

Parte-se de uma projeção realizada de fluxo de caixa, seja para um caso hipotético ou para um caso real. Em seguida, identificam-se incertezas relacionadas às componentes do fluxo de caixa, determinando-se distribuições de probabilidade para essas variáveis. Roda-se o processo de simulação e, no final, reporta-se os resultados a respeito da variável de interesse, comparando-os aos resultados apresentados por outras técnicas.

Especificamente no caso de avaliação financeira de projetos ou de empresas, a variável de interesse, em geral, é o Valor Presente Líquido (VPL) do fluxo de caixa. Através da simulação, no entanto, não é gerado apenas um determinado Valor Presente Líquido (VPL), como na abordagem determinística, mas sim uma distribuição de VPL's originados dos diversos cenários possíveis, originados a partir das premissas adotadas. A partir disso, algumas questões podem ser respondidas, como por exemplo, qual o percentual de cenários que resultam num VPL maior que zero.

Tais estudos chegam à conclusão de que o uso de simulações na avaliação de projetos e de empresas, quando se compara com a utilização de outras técnicas, permite uma melhor compreensão do risco envolvido no

problema em estudo, disponibilizando um leque de informações mais seguras para o tomador da decisão.

No que diz respeito à aplicação de simulações à análise de crédito, o trabalho de Souza (2004) constitui referência única na literatura. Tal estudo teve como um dos objetivos avaliar a utilização de simulações de Monte Carlo na concessão de financiamentos de longo prazo por um banco de desenvolvimento brasileiro.

Utilizando uma amostra de 57 empresas, o autor verificou que os percentuais de inadimplência efetiva não se comportaram de acordo com o esperado, de modo que não permitiram, de forma isolada, que se chegasse a uma melhor informação acerca da possibilidade de inadimplência. Ao mesmo tempo, o autor relatou a existência de uma série de falhas no processo, o que poderia ter levado a esse resultado insatisfatório.

Com base nas constatações desse trabalho, torna-se pertinente rever algumas questões relacionadas à construção do modelo, como por exemplo a modelagem das inter-relações entre as variáveis de entrada e, principalmente, a escolha de uma variável de saída adequada do ponto de vista de quem concede o crédito.

Entende-se, desse modo, que, previamente a uma avaliação da capacidade de previsão do risco de inadimplência por parte da técnica de simulação, deve-se construir e validar um modelo com premissas condizentes com a realidade. Esse é exatamente o objetivo do presente trabalho, e no capítulo que segue será apresentado o modelo proposto.

2 – CONSTRUÇÃO DO MODELO DE SIMULAÇÃO

O método utilizado para a construção do modelo proposto baseou-se no conjunto de etapas descritas em Evans e Olson (1998) e em Vose (2000) como necessárias para a construção de um modelo de simulação de Monte Carlo⁷. Tais etapas são enumeradas e comentadas a seguir:

1) desenvolvimento conceitual do modelo do sistema ou do problema a ser estudado: encerra a compreensão e definição do problema de estudo, com a definição dos objetivos da pesquisa, assim como a definição das variáveis de entrada e das variáveis de interesse.

2) definição do modelo de simulação: inclui o desenvolvimento de fórmulas e equações apropriadas, a coleta de dados necessários, a determinação das distribuições de probabilidades associadas às variáveis de entrada e, finalmente, a construção ou definição de uma forma para registrar os dados.

3) verificação e validação do modelo: a verificação se refere ao processo de conferir se o modelo está livre de erros de lógica, ou seja, se o modelo faz aquilo que deveria fazer. Já a validação tem por objetivo avaliar se o modelo construído é uma representação razoavelmente crível do sistema ou problema estudado.

4) desenho de experimentos com a utilização do modelo: tal etapa envolve a determinação de questões a serem respondidas pelo modelo com o intuito de auxiliar o decisor a alcançar o seu objetivo.

5) realização dos experimentos e análise dos resultados: finalmente, nessa última etapa, com base no desenho de experimento feito, as simulações são realizadas para que se obtenha o conjunto de informações especificado, que pode ser transmitido aos tomadores de decisão em forma de relatórios pré-definidos em conjunto com os mesmos.

⁷ Como visto no capítulo anterior, os referidos autores denominam o conjunto dessas etapas como fazendo parte de um processo de simulação. No presente capítulo, quando se faz referência à construção do modelo de simulação, deve-se entender esse termo no sentido do processo como um todo, e não como uma etapa específica do mesmo.

A estrutura do presente capítulo segue essa classificação proposta pelos autores mencionados acima. São apresentadas as etapas, contextualizando-as ao problema do presente trabalho e descrevendo, para cada uma delas, os procedimentos realizados para a construção do modelo proposto. Previamente, no entanto, é apresentado o ambiente onde a pesquisa foi realizada.

2.1 – Ambiente de pesquisa

A instituição financeira utilizada como ponto de referência para a construção e avaliação do modelo de simulação ora proposto é o Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul (BRDE).

A justificativa para a escolha advém de dois motivos básicos. Primeiro, pelas próprias características de tal instituição. O BRDE, enquanto banco de desenvolvimento, é uma instituição financeira especializada no crédito de longo prazo. Sendo assim, o banco em questão possui no seu quadro de pessoal técnicos experimentados na análise de crédito para financiamento de longo prazo, e que, portanto, têm muito a contribuir para a realização do presente trabalho.

Além disso, a instituição também possui um fluxo contínuo de propostas de operações de financiamentos de longo prazo, o que se mostra útil de duas maneiras. Primeiro, porque é possível contar com uma base de dados de operações analisadas anteriormente, o que pode nos auxiliar em algumas etapas da construção do modelo de simulação proposto.

No entanto, há limitações relacionadas aos dados históricos. Anteriormente a setembro de 2002, o referido banco não possuía um sistema de análise de crédito que registrasse as informações em banco de dados. A partir dessa data é que começou a operar um novo sistema de análise e, desde então, todas as operações de crédito passaram a ser registradas no mesmo, gerando uma massa de dados já bastante considerável, dado o referido fluxo contínuo de propostas de solicitação de financiamento que chegam ao BRDE.

Esse fluxo permite, adicionalmente, a realização de experimentos, aplicando o modelo construído a uma amostra significativa de operações de crédito novas ou analisadas recentemente. Tal procedimento permite que se observe o comportamento do modelo construído, servindo de base para a avaliação do mesmo.

O outro motivo para a escolha do BRDE é de ordem mais prática, porém não menos importante. Pelo fato do autor do presente trabalho ser um funcionário concursado da instituição e por trabalhar em área afim ao tema da pesquisa proposta, torna-se mais acessível tanto a obtenção das opiniões de *experts* no assunto, necessárias para a construção do modelo, como também a realização de experimentos com o modelo de simulação construído.

2.2 – Desenvolvimento conceitual do modelo

O desenvolvimento conceitual do modelo compreende, como visto anteriormente, questões relacionadas à definição do problema de estudo e à definição das variáveis relacionadas ao mesmo. Como o problema de estudo já foi abordado anteriormente, faz-se apenas uma breve revisão sobre o assunto, concentrando-se na parte tocante à definição de variáveis do modelo.

2.2.1 – Definição do problema de estudo

Como já evidenciado anteriormente, o problema de decisão de que trata o presente trabalho diz respeito à avaliação da capacidade de pagamento das empresas sob a ótica do credor, estando tal avaliação, portanto, inserida num contexto de análise e de decisão de crédito.

Tomando como dado que a projeção de fluxo de caixa é a ferramenta adequada para aferir a capacidade de pagamento de uma empresa, o presente trabalho objetiva a construção de um modelo de simulação que leve em consideração as incertezas inerentes a essa projeção. Com base nesse modelo, procura-se avaliar se a técnica de simulações é adequada para o problema em questão, bem como se o modelo em si, quando aplicado a casos reais, apresenta resultados que condizem com a realidade e que trazem informações relevantes para a tomada de decisão de crédito.

Como se trata de avaliação de uma técnica alternativa à utilizada atualmente no BRDE, para fins de comparação, foram usadas algumas premissas do modelo atual de avaliação de capacidade de pagamento do referido banco. Sendo assim, cabe, previamente à definição das variáveis a serem utilizadas, apresentar esse modelo atualmente em uso, bem como explicitar as premissas referidas acima.

Antes disso, no entanto, cabe evidenciar que o foco do presente trabalho estará concentrado na avaliação de empresas existentes que estejam solicitando recursos financeiros para realizar projetos de expansão. Não serão tratados, portanto, casos de empresas em implantação, pois se entende que esses casos devem ser analisados de modo diferenciado, dado que envolvem um maior grau de complexidade.

2.2.2 – O modelo em uso no BRDE

O modelo atualmente utilizado pelo BRDE toma como ponto de partida a projeção de fluxo de caixa da empresa, que é realizada pelo analista econômico-financeiro da equipe técnica responsável pela avaliação do projeto apresentado ao banco.

Adiciona-se a essa projeção o estoque de exigibilidades que a empresa em análise possui, assim como os recursos a serem aportados, sejam eles internos ou externos. Desse modo, é composto o quadro de capacidade de pagamento, mostrado na página seguinte.

Com base nesse quadro, é avaliada a capacidade de pagamento, a cada ano em que ocorre amortização, através da utilização de um índice de cobertura definido pelo banco. Tal índice, já mencionado no capítulo anterior, é dado pelo quociente entre a disponibilidade líquida da empresa e a soma das componentes *Financiamentos existentes*, *Impostos parcelados* e *Amortizações do financiamento atual*.

Trata-se, portanto, de um modelo de natureza determinística, que apresenta como resultado um determinado índice de cobertura para cada ano em que ocorre amortização, com base nos critérios de projeção adotados pelo analista.

No entanto, utiliza-se um mecanismo para que a incerteza inerente à projeção seja levada em consideração. Tal mecanismo é a utilização de um parâmetro de referência igual a 2, de modo que uma empresa é considerada como tendo uma capacidade de pagamento adequada quando possui um índice de cobertura superior a esse parâmetro em todos os anos em que ocorrer amortização.

Tabela 9 – Quadro de capacidade de pagamento

Ano	1	2	3	4	5
Receita bruta					
(-) Impostos e Devoluções					
(=) Receita Líquida					
(-) Custos operacionais					
CPV					
Despesas administrativas					
Despesas com vendas					
Despesas financeiras					
(-) Juros financiamento em análise					
(=) Resultado operacional					
(-) IR e CSSL					
(=) Resultado líquido					
(+) Depreciações					
(=) Disponibilidade líquida					
(-) Exigibilidades					
Financiamentos existentes					
Impostos parcelados					
Investimentos fixos a realizar					
Variação da NLCG					
(+) Aporte de recursos					
Financiamento					
Aporte de capital					
Outras fontes					
(-) Amortizações do financiamento em análise					
(=) SALDO					
(+) Disponibilidade anterior					
(=) Saldo final					
Índice de cobertura					

CPV – Custo dos Produtos Vendidos; IR – Imposto de Renda; CSSL – Contribuição Social sobre o Lucro; NLCG – Necessidade Líquida de Capital de Giro.

Operacionalmente, o modelo em análise parte da *Receita bruta* projetada pelo analista, que utiliza, via de regra, um valor que julga mais provável de ocorrer ou um valor que considera conservador do ponto de visto do credor. Essa projeção de receita é informada em moeda constante, assim como ocorre com os demais valores dispostos na projeção de capacidade de pagamento.

Depois de determinada a *Receita bruta* que se espera para os próximos anos, o técnico passa a fazer a projeção de custos e de despesas. De modo geral, principalmente quando se trata de empresas que já operam há algum tempo, faz-se uso de um critério de projeção que leve em consideração o histórico da empresa. Os mais utilizados, nessa linha de raciocínio, são os seguintes:

- Alternativa I: ajusta a projeção dos custos até o final do exercício de forma proporcional à estrutura de custos do último balancete, e proporcional à

do ano atual para o 2º e 3º anos;

- Alternativa II: ajusta a projeção dos custos do período de forma proporcional à estrutura de custos do último balanço;

- Alternativa III: ajusta a projeção dos custos do período de forma proporcional à média da estrutura de custos dos dois últimos balanços;

- Alternativa IV: ajusta a projeção dos custos do período de forma proporcional à média da estrutura de custos dos três últimos balanços.

Os valores das demais componentes são informados pelo analista com base nos dados que possui sobre a empresa e sobre o financiamento pretendido. Tendo feito essa breve apresentação de como funciona o modelo em uso no BRDE, cabe avaliar mais detidamente cada uma das componentes do quadro de capacidade de pagamento, buscando identificar quais delas possuem elementos de incerteza.

Antes disso, contudo, como o interesse do presente trabalho está focado nos anos em que ocorre amortização, pode-se excluir algumas componentes do rol a ser analisado. Entre essas componentes estão *Investimentos fixos a realizar* e aquelas relacionadas ao conjunto de aporte de recursos. Como as análises feitas no BRDE não consideram a possibilidade de reinvestimento ao longo do período considerado, esse grupo de variáveis não será levado em consideração.

Além dessas, uma outra variável irrelevante no presente caso é a *Variação de necessidade de capital de giro*, que é considerada, nas projeções feitas no banco, como sendo uma fonte de recursos renovável. É válido, ressaltar, no entanto, que essa dita irrelevância está relacionada apenas com o montante de exigibilidades a ser utilizado para o cálculo do índice de cobertura, sendo tal variável considerada tanto na análise da empresa como um todo, quanto na projeção de suas despesas financeiras ao longo do tempo.

Tendo identificado, no modelo de projeção de capacidade de pagamento apresentado, as componentes irrelevantes para o presente trabalho, passa-se a descrever as demais componentes, evidenciando-se, para cada uma delas, se, no momento da realização da projeção, existe ou não alguma fonte de incerteza associada que possa interferir no comportamento das mesmas.

- Receita bruta: corresponde ao valor agregado das vendas de um ou de vários produtos ou serviços, representando, assim, o faturamento bruto da

empresa. Constitui-se no ponto de partida para a modelagem de qualquer projeção de fluxo de caixa e, portanto, constitui-se na incerteza principal a ser levada em consideração para a construção de um modelo de simulação que tenha por base o referido demonstrativo.

- Impostos e devoluções: envolve duas fontes de dedução da receita bruta, os impostos incidentes sobre vendas, que são transferidos pela empresa para alguma esfera do Governo, seja ela federal, estadual ou municipal, e as devoluções (e abatimentos), que correspondem às vendas canceladas e aos descontos especiais concedidos aos clientes. Essa componente envolve incertezas, apesar de se reconhecer a dificuldade da ocorrência de alterações significativas no que se refere ao aspecto tributário. De forma complementar, assume-se que a parcela referente a devoluções possui pouca importância relativa e que a mesma seguirá um comportamento verificado no passado, de modo que a componente em questão não será abordada como possível fonte de incerteza na projeção do fluxo de caixa.

- Receita líquida: é obtida a partir da dedução sobre a receita bruta de devoluções, abatimentos e impostos incidentes sobre vendas, ou seja, corresponde efetivamente à parte líquida que ficará para a empresa cobrir seus custos e despesas e para gerar lucros. É, portanto, o resultado de uma fórmula.

- Custos operacionais: engloba os custos variáveis e fixos necessários para que a empresa exerça sua atividade operacional, sendo composto pela soma das componentes apresentadas a seguir.

- Custo dos produtos vendidos: denominação utilizada no caso de empresas industriais, tal componente representa os custos variáveis associados à produção dos bens produzidos pela empresa. Envolve incertezas.

- Despesas administrativas: compreendem os gastos operacionais incorridos com as atribuições da administração geral, como salários e encargos do pessoal administrativo, aluguéis, despesas legais e judiciais, entre outras. Envolve incertezas.

- Despesas com vendas: são as despesas operacionais necessárias às atividades comerciais da empresa, tais como comissões de vendas, salários e encargos do pessoal da área de vendas, material de escritório, entre outras necessárias às atividades da empresa e relacionadas com as funções de

comercialização das mercadorias, produtos ou serviços da empresa. Envolve incertezas.

- Despesas financeiras: componente que representa o total de juros pagos pela utilização de capital de terceiros em todas as suas modalidades. Envolve incertezas.

- Juros do financiamento atual: representa o montante a ser pago ao banco pelo serviço de intermediação financeira a ser prestado no caso de contratação do financiamento em análise. Como se trata de um financiamento de longo prazo, possui uma componente fixa, estabelecida em razão de características da empresa e da operação, e uma componente variável, a Taxa de Juros de Longo Prazo (TJLP), que encerra elementos de incerteza.

- Resultado operacional: dado por fórmula, representa a diferença entre a receita líquida e o somatório de custos operacionais, incluindo os juros a serem pagos sobre o financiamento em análise.

- Imposto de renda e contribuição social sobre o lucro: corresponde ao montante de tributos a serem pagos pela empresa com base no seu resultado. Pode diferir do projetado no momento da análise, caso haja alguma mudança na legislação tributária que afete a empresa. Contudo, novamente ressalta-se que tal tipo de mudança possui uma probabilidade reduzida de ocorrer.

- Resultado líquido: é dado pelo resultado operacional auferido pela empresa no período, descontando-se os tributos incidentes sobre o faturamento ou sobre o resultado operacional, dependendo do regime tributário adotado pela empresa.

- Depreciações: corresponde a uma redução do ativo imobilizado da empresa, registrando a perda de valor dos direitos que têm por objeto bens físicos sujeitos a desgaste ou perda de utilidade por uso, ação da natureza ou obsolescência. Tal componente não representa, portanto, um desembolso efetivo, de modo que, para fins da elaboração da projeção de fluxo de caixa, reverte-se o valor representado pela mesma. Ao realizar esse procedimento, no entanto, está sendo pressuposto a não reposição dos ativos durante o período projetado considerado, o que deve ser criticado pelo analista do projeto. Tal componente pode ser estimado com precisão adequada no momento em que se faz a projeção, de modo que será considerado como determinístico. Com essa definição, assume-se que o analista do projeto possui, no momento da

realização da projeção, um conjunto de informações sobre a empresa que o permite estimar com segurança essa componente para o período projetado.

- Disponibilidade líquida: representa a disponibilidade que a empresa possui para honrar os compromissos assumidos, sendo calculada através do acréscimo da componente *Depreciações ao Resultado Líquido* obtido no período.

- Financiamentos existentes: corresponde ao montante a ser pago pela empresa, ao longo do período de projeção, como forma de amortizar as obrigações assumidas. É uma informação disponível para o analista no momento em que está realizando sua projeção, de modo que não há incerteza relacionada a essa componente nesse ponto do tempo. Para a obtenção dessa informação, as próprias empresas em análise e a Central de Risco do Banco Central constituem as principais fontes consultadas.

- Impostos parcelados: é o somatório de obrigações da empresa com relação a impostos sobre resultados passados da mesma, mas que foram parcelados através de algum programa de recuperação ou incentivo fiscal. Também é uma informação à disposição do técnico do projeto, não havendo, portanto, incerteza relacionada à sua projeção.

- Amortizações do financiamento atual: corresponde aos desembolsos a serem realizados pela empresa, por período, para amortizar o financiamento pretendido pela mesma. Trata-se de um valor calculado pelo analista com base no valor do financiamento, no sistema de amortização utilizado e nos prazos de carência e de retorno estipulados, tratando-se, portanto, de uma componente não-aleatória.

Com base na análise realizada, restaram 6 possíveis componentes do fluxo de caixa a serem modeladas como variável de entrada do modelo. São elas: *Receita bruta*, *CPV*, *Despesas administrativas*, *Despesas com vendas*, *Despesas financeiras* e *Juros do financiamento atual*.

2.2.2.1 – Definição das variáveis de entrada do modelo

Partindo da discussão anterior e da lista resultante de componentes envolvendo incertezas, deve-se analisar quais elementos desse rol serão modelados como variável de entrada do modelo de simulação. Utiliza-se, para

essas definições, duas fontes básicas de informação: o modelo em uso no BRDE e a revisão bibliográfica de estudos de análise de risco em projeções de fluxo de caixa.

O tratamento dado pelos estudos revisados a cada uma das possíveis variáveis de entrada do modelo encontra-se disponível na tabela abaixo, que será utilizada como referência para a discussão que segue. As diferenças terminológicas são dispostas em notas explicativas.

Tabela 10 – Modelagem das componentes do fluxo de caixa em outros estudos

Componente/Estudo	Bruni, Famá e Siqueira (1998)¹	Neto, Moura e Forte (2002)²	Rodrigues (2003)³	Souza (2004)⁴
Receita bruta	Variável de entrada	Variável de entrada	Variável de entrada	Variável de entrada
Impostos e Devoluções	% de Receita bruta	% de Receita bruta	% de Receita bruta	Não informado
CPV	% de Receita bruta	% de Receita bruta	% de Receita bruta	Variável de entrada
Despesas administrativas	Determinística	Variável de entrada	Variável de entrada	Variável de entrada
Despesas com vendas	Determinística	Variável de entrada	Variável de entrada	Variável de entrada
Despesas financeiras	Determinística	Variável de entrada	Variável de entrada	Variável de entrada
Juros do financiamento	Determinística	Determinística	Variável de entrada	Variável de entrada
I.R. e C.S.S.L.	% de Resultado operacional	% de Resultado operacional	% de Resultado operacional	Não informado
Depreciações	Determinística	Determinística	Variável de entrada	Não informado

¹ utiliza *Custos Variáveis* ao invés de *CPV* e agrupa as componentes referentes a *Despesas em Despesas fixas*;

² utiliza *Custos Variáveis* ao invés de *CPV* e agrupa as componentes referentes a *Despesas em Despesas fixas*;

³ agrupa *Despesas administrativas e Despesas com vendas* em *Despesas operacionais*;

⁴ apresenta como *Custos* todas as componentes que envolvem custos e despesas operacionais. Como se trata de um trabalho que avalia a utilização de um modelo por uma instituição financeira, algumas informações não são explicitamente apresentadas.

Receita bruta:

Das variáveis elencadas acima, a *Receita bruta*, como dito anteriormente, constitui a base para projeção do fluxo de caixa e, portanto, será considerada como a fonte de incerteza principal do modelo. Essa definição é corroborada pelos estudos apresentados que tratam de avaliação de projetos e de empresas em condições de risco.

As incertezas que cercam essa variável, conforme Securato (2002), são tanto de natureza endógena, como capacidade instalada, possíveis ganhos de produtividade e novos investimentos na capacidade produtiva, quanto de

natureza exógena, como capacidade de absorção de mercado, ingresso de novos concorrentes, preços, nível de emprego, taxa de juros, entre outros fatores.

Tal componente, é válido ressaltar, poderia ser decomposto na modelagem em duas outras variáveis, quantidade e preço, como no estudo de Bruni, Famá e Siqueira (1998). No entanto, pelo fato de ser utilizado como referência o modelo de projeção de caixa do BRDE, optou-se por tratar como variável de entrada a *Receita bruta* como um todo.

Custos e despesas:

As componentes relacionadas a custos e despesas serão modeladas, de forma separada, como variáveis de entrada do modelo, representando as fontes de incerteza relacionadas a possíveis choques que podem ocorrer sobre a estrutura de custos da empresa, sejam eles de origem interna ou externa à mesma. Exemplos desses choques podem ser o aumento significativo de um insumo muito importante para o processo produtivo da empresa ou o acirramento da concorrência setorial, que passa a exigir da empresa um maior esforço para realizar suas vendas.

Ao modelar esses componentes, no entanto, não se pode deixar de levar em consideração as informações históricas sobre a empresa, como faz o estudo de Bruni, Famá e Siqueira (1998), que modela as variáveis em discussão como um percentual da *Receita bruta* da empresa.

Desse modo, uma forma que consiga combinar a utilização de informações históricas acerca da empresa e a possibilidade da existência de choques positivos ou negativos nessa estrutura parece ser a mais adequada para essas variáveis de custos e despesas.

Juros do financiamento atual:

Como dito anteriormente, tal componente possui uma parte variável, correspondente à TJLP. Tal taxa, definida trimestralmente pelo Conselho Monetário Nacional, é composta atualmente por dois componentes básicos, a meta de inflação e o prêmio de risco.

A meta de inflação, calculada *pro rata* para os doze meses seguintes ao primeiro mês de vigência da taxa, representa, portanto, uma forma de correção

monetária dos fundos emprestados. Como o modelo em uso no BRDE não leva em consideração os impactos inflacionários sobre receitas e custos, para que se mantenha a padronização de critério, o componente referente à correção monetária é desconsiderado no presente modelo como fonte de incerteza.

Já o segundo componente, o prêmio de risco, incorpora uma taxa de juro real internacional e um componente de risco Brasil numa perspectiva de médio e longo prazo. No entanto, conforme Santos Jr. (2002), a definição desse componente envolve uma certa arbitrariedade por parte do CMN, não havendo uma regra clara de determinação de seu valor. Sendo assim, pela inexistência de elementos para a sua projeção, optou-se por não modelar esse fator como incerto, assumindo-se que não haverá mudança significativa no mesmo.

Portanto, pelos motivos apresentados, a componente *Juros do financiamento atual* é tomada como dada e certa, sendo calculada de acordo com o valor do financiamento solicitado e com as condições de pagamento estabelecidas, não variando ao longo do tempo.

Depreciação e tributos:

Como visto anteriormente, as componentes *Depreciação, Impostos e devoluções e Imposto de renda e contribuição social sobre o lucro* foram desconsideradas como possíveis variáveis de entrada do modelo. A razão para tal era a de que, no momento da realização da projeção, o analista possui um conjunto de informações suficientes para projetar com adequada precisão os valores dessas rubricas.

Para fins de modelagem, portanto, o valor associado a rubrica *Depreciações* será definido como invariável, enquanto que as componentes relacionadas a tributos serão definidas como percentuais associados à Receita bruta ou ao Resultado operacional, de modo que as alíquotas são consideradas fixas ao longo do tempo. Como pode ser visto na tabela 10, a modelagem adotada é corroborada pela literatura especializada.

Desse modo, com base nos pontos discutidos acima, pode-se sintetizar o tratamento que será dado a cada componente do fluxo de caixa projetado utilizado no modelo atual do BRDE. Isso é feito na tabela a seguir.

Tabela 11 – Modelagem das componentes do fluxo de caixa

Componente	Tipo	Observação
Receita bruta	Estocástica	Variável de entrada do modelo
Impostos e devoluções	Percentual	% de <i>Receita bruta</i> , de acordo com critério de projeção
Receita líquida	Fórmula	<i>Receita bruta – Impostos e devoluções</i>
Custos operacionais	Fórmula	<i>CPV ou CSV + Despesas administrativas + Despesas com vendas + Despesas financeiras</i>
CPV ou CSV	Estocástica	Variável de entrada do modelo
Despesas administrativas	Estocástica	Variável de entrada do modelo
Despesas com vendas	Estocástica	Variável de entrada do modelo
Despesas financeiras	Percentual	% de <i>Receita bruta</i> , de acordo com critério de projeção
Juros do financiamento em análise	Determinística	De acordo com valor do financiamento e cronograma de pagamentos do financiamento
Resultado operacional	Fórmula	<i>Receita bruta – Custos operacionais – Juros do financiamento atual</i>
Imposto de renda e CSSL	Percentual	% de <i>Resultado operacional</i>
Depreciações	Determinística	De acordo com o cronograma de depreciação
Disponibilidade líquida	Fórmula	<i>Resultado líquido + Depreciações</i>
Exigibilidades	Fórmula	<i>Financiamentos existentes + Impostos parcelados</i>
Financiamentos existentes	Determinística	De acordo com cronograma de pagamentos
Impostos parcelados	Determinística	De acordo com cronograma de pagamentos
Amortizações do financiamento em análise	Determinística	De acordo com valor do financiamento e cronograma de pagamentos do financiamento

Antes de dar prosseguimento às demais etapas do processo de simulação, julga-se relevante fazer uma última observação acerca da definição das variáveis de entrada. A modelagem geral adotada pelo presente trabalho, como dito anteriormente, utiliza a estrutura da projeção de capacidade de pagamento como ponto de partida para a definição das variáveis.

No entanto, na aplicação do modelo a casos específicos, é possível que essas componentes sejam desdobradas em diversos itens. Nesse sentido, seria realizada a análise para cada uma das sub-componentes e, posteriormente, seriam informados os parâmetros para a componente como um todo, de acordo com a distribuição de probabilidade definida.

Ou, de forma alternativa, poderia-se inserir mais de uma variável de receita ou de custo, cada uma delas representando uma sub-componente. Independentemente da forma, tal procedimento possibilitaria tratar, por exemplo, empresas que possuam alguma fonte de receita ou algum componente de custo atrelado ao dólar.

2.2.2.2 – Definição da variável de saída do modelo

Para que se defina a variável de saída a ser utilizada, deve-se ter em mente que a mesma necessita estar diretamente relacionada com o problema de decisão em estudo, servindo como uma medida de referência para alguma dimensão que se queira avaliar.

No caso do presente estudo, a dimensão que se quer observar é a capacidade de pagamento de empresas que estejam solicitando crédito. A variável a ser escolhida, portanto, deve servir como uma medida capaz de informar aos tomadores da decisão de crédito a capacidade da empresa analisada de honrar seus compromissos.

Tendo isso em mente, cabe analisar brevemente as variáveis de saída utilizadas em outros estudos que aplicam a técnica de simulações ao fluxo de caixa projetado. Bruni, Famá e Siqueira (1998), Esty (1999), Kelliher e Mahoney (2000), Correia Neto, Moura e Forte (2002) e Rodrigues (2003), mencionados no capítulo anterior, utilizaram como variável de saída o *Valor Presente Líquido*.

Esses estudos, no entanto, tratam de problemas de decisão diferentes do presente trabalho. O objetivo dos mesmos está relacionado à avaliação econômica de projetos e de empresas para subsidiar decisões de investimento por parte de empresas e de investidores.

Desse modo, diante das diferenças de objetivos e do próprio agente tomador da decisão, a aplicação direta da variável de saída utilizada naqueles estudos para o presente modelo torna-se questionável, como faz Souza (2004) em seu trabalho.

Ao avaliar o modelo de simulação utilizado por um banco de desenvolvimento na avaliação de solicitações de crédito, o autor constatou que a referida instituição usava como variável de saída principal do seu modelo o Valor Presente Líquido (VPL). A justificativa para tal é o entendimento de que o risco do financiador inicia-se a partir da percepção do investidor de que não está sendo devidamente remunerado.

Tal idéia, segundo o mesmo autor, embora faça sentido e seja respaldada pela literatura, não constitui uma base suficiente para que se avalie a capacidade de pagamento da empresa e se tenha uma medida do risco de crédito envolvido em um determinado financiamento.

Diante dessa constatação, e entendendo que o VPL não é o indicador adequado para fornecer uma medida de capacidade de pagamento da empresa como um todo, propõe-se, no presente trabalho, que seja utilizado, alternativamente, algum indicador de cobertura de dívida.

Desse modo, utilizando uma variável que relacione a geração de caixa da empresa e o estoque de obrigações assumidas pela mesma, o foco de interesse passa do projeto específico a ser realizado para a empresa como um todo. Não se está mais interessado em observar a viabilidade econômica do projeto de forma individual, mas sim o impacto que esse projeto terá sobre a situação econômico-financeira futura da empresa, avaliando se o mesmo será suficiente para permitir à empresa gerar caixa em quantia suficiente para honrar seus compromissos assumidos.

De modo geral, portanto, o presente trabalho propõe que, na construção de modelos de simulação para avaliação de capacidade de pagamento de empresas, seja utilizada como variável de saída algum índice de cobertura de dívidas, que, como dito anteriormente, relacione a geração de caixa prevista e o estoque de dívidas da empresa.

Especificamente no que diz respeito ao modelo construído no presente trabalho, será utilizado o indicador de capacidade de pagamento usado pelo BRDE. A razão para tal é que a avaliação desse modelo e de seus resultados será feita por técnicos especializados da referida instituição, comparando-se a utilização do mesmo com o método que está em uso atualmente no banco.

Essa variável, de acordo com a Resolução 1.851 do banco, que estipula parâmetros para análise de risco de crédito, é dada pelo quociente entre '*Disponibilidade líquida*' e o somatório de '*Financiamentos existentes*', '*Impostos parcelados*' e '*Amortizações do financiamento atual*'.

Uma vez definida a variável, deve-se estipular também um parâmetro de referência associado ao índice de cobertura, que permita qualificar a capacidade de pagamento das empresas. Teoricamente, o valor mínimo para esse parâmetro deveria ser 1, de modo que a empresa gerasse caixa suficiente para pagar integralmente suas obrigações.

No entanto, é desejável que a empresa tenha uma folga financeira, visto que é comum na prática bancária estabelecer um valor de referência superior. Para o presente trabalho, mais uma vez será utilizada a definição em uso no

BRDE, de acordo com a Resolução 1.851. Segundo a mesma, numa concessão de crédito, o índice de cobertura, conforme definido acima, não deve ser inferior a 2 em nenhum dos períodos de projeção da capacidade de pagamento.

2.3 – Definição do modelo

A etapa de definição do modelo diz respeito à tradução das informações e discussões levantadas nas etapas anteriores em um formato que seja compreendido pelo software ou sistema a ser utilizado para a realização das simulações. Nesse sentido, a estrutura da projeção de fluxo de caixa, com suas fórmulas e equações, foi replicada para um aplicativo do tipo planilha eletrônica.

Tendo tratado a parte essencialmente operacional, passou-se a avaliar as questões relacionadas às informações necessárias para a caracterização das variáveis de entrada: a definição das distribuições de probabilidade associadas às mesmas e a definição das correlações existentes entre elas.

2.3.1 – Definição das distribuições de probabilidade associadas às variáveis de entrada

Na construção de modelos de avaliação de risco, conforme Grey (1995), não se procura representar dados anteriormente medidos, até porque dificilmente eles existem. Busca-se, de forma alternativa, descrever a crença existente sobre a incerteza de valores e eventos através de funções densidades de probabilidade, que possam ser utilizadas na simulação a ser realizada.

Especificamente em relação ao problema do presente trabalho, torna-se inviável embasar a construção de um modelo geral de simulação na existência de séries longas das componentes do fluxo de caixa, dada a dificuldade de obtenção das mesmas para algumas empresas.

Mesmo naqueles casos em que se verifica a disponibilidade de tais séries, a extrapolação de um padrão de crescimento das variáveis do passado para o futuro pode não ser adequado, uma vez que o financiamento em análise pode representar uma quebra de tendência na trajetória da empresa.

No entanto, apesar dos argumentos apresentados, fez-se um estudo a respeito de como os técnicos do BRDE modelam a incerteza relacionada à principal variável do modelo, a *Receita bruta*. Tomando por base uma amostra de 176 análises de empresas do setor industrial, buscou-se observar como se comporta a variação percentual projetada sobre a *Receita bruta*.

Para fins de definição dessa variável, fez-se uso da última informação contábil disponível para a empresa e da *Receita bruta* projetada para o primeiro ano de amortização do financiamento em análise. Com base nesse conjunto de informações, foram realizados testes para verificar qual distribuição de probabilidade teórica se ajustaria melhor aos dados.

Previamente à realização desses testes, no entanto, foi realizado um tratamento de *outliers* utilizando-se a técnica estatística gráfica chamada *Boxplot*, de modo a eliminar da amostra aquelas empresas cujos projetos possuíam impacto atípico sobre o crescimento de seus faturamentos.

Tendo feito esse tratamento, foi testado o ajuste dos dados com o uso do *software Crystal Ball*, tomando por base três critérios diferentes: Kolmogorov-Smirnoff, Qui-quadrado e Anderson-Darling. O resultado auferido mostrou que os dados não se ajustaram de forma satisfatória a nenhuma das distribuições teóricas⁸, tomando como base os parâmetros de referência apresentados no manual do aplicativo mencionado acima.

Desse modo, não tendo identificado uma distribuição de probabilidade aderente aos dados históricos disponíveis, e levando em consideração os argumentos apresentados anteriormente e a literatura especializada, principalmente o trabalho de Souza (2004), optou-se pela utilização de distribuições triangulares para fins de modelagem das variáveis de entrada do modelo.

Cabe ressaltar, entretanto, que, teoricamente, qualquer distribuição poderia ser utilizada. A escolha da distribuição triangular está baseada, fundamentalmente, na facilidade de compreensão da mesma, principalmente no que diz respeito aos parâmetros necessários para a sua definição.

Com a utilização de referida distribuição, basta que se informe três parâmetros de significado bastante intuitivo, sejam eles o valor mínimo, o valor

⁸ As distribuições testadas foram as seguintes: normal, lognormal, triangular, uniforme, exponencial, Weibull, Beta, Gamma, logística e Pareto.

mais provável e o valor máximo que se espera para a variável em questão. Essa facilidade de interpretação mostra-se bastante útil quando a fonte de informação para a definição dos parâmetros é descentralizada, o que envolve, portanto, um conjunto possivelmente grande de pessoas que precisa entender aquilo que está informando.

A grande desvantagem da utilização dessa distribuição está no fato de que a mesma é truncada, ou seja, valores inferiores ao mínimo estipulado e valores superiores ao máximo modelado não serão gerados na simulação, de modo que um cuidado especial deve ser tomado com os parâmetros informados.

2.3.2 – Definição das correlações entre as variáveis de entrada

Para verificar as relações existentes entre as possíveis variáveis de entrada do modelo, foi realizado um estudo de correlações entre tais componentes, tomando por base uma amostra de empresas analisadas pelo corpo técnico do BRDE no período de outubro de 2002 a julho de 2004.

Tal procedimento tem como objetivo evitar a ocorrência de cenários absurdos nas simulações, respeitando as relações históricas verificadas entre as variáveis no passado. No presente caso, como não se dispõe, de modo geral, de séries anuais longas para as empresas, fez-se uso de uma amostra de empresas do mesmo setor.

Intuitivamente, é como se as empresas da amostra representassem uma série de cenários enfrentados por uma determinada empresa individual no passado, o que permite que se observe o que ocorre com a capacidade de pagamento da mesma, em comparação com o cenário originalmente projetado pelo analista, quando da ocorrência de alterações nas relações percentuais entre as variáveis de entrada.

Desse modo, é válido ressaltar que esse procedimento está baseado em uma idéia de generalização, ou seja, de que aquilo que se observa na massa de dados para o setor como um todo pode ser aplicado de forma genérica para modelar relações entre variáveis de uma empresa tomada individualmente. Assim, torna-se recomendável verificar se esse processo parece ser válido para todas as relações entre variáveis, o que será feito na etapa de validação do modelo.

Tendo feito essa ressalva, são apresentados os critérios utilizados para a composição da amostra:

- empresas do setor da indústria de transformação (Seção D da CNAE 1.0 – Classificação Nacional de Atividade Econômica do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE);
- empresas de pequeno, médio e grande porte (critério do BNDES – Receita Bruta);
- empresas com pelo menos 5 anos de existência;
- empresas com demonstrações contábeis disponíveis para os anos de 2001 e 2002.

De maneira geral, tais critérios foram estipulados em razão das definições feitas para o experimento de aplicação do modelo. Sendo assim, a escolha dos critérios será justificada quando da apresentação do referido experimento, o que ocorrerá ainda nesse capítulo.

Utilizando uma amostra de 203 empresas que atendiam aos critérios estabelecidos acima, foram verificadas todas as relações entre as componentes *Receita bruta*, *Custo dos produtos vendidos*, *Despesas com vendas* e *Despesas administrativas*. Os resultados do estudo estão apresentados na tabela abaixo.

Tabela 12 – Correlação de Spearman entre componentes selecionadas do fluxo de caixa

	Receita bruta	CPV	Despesas com vendas	Despesas administrativas
Receita bruta	1,00			
CPV	0,96**	1,00		
Despesas com vendas	0,80**	0,79**	1,00	
Despesas administrativas	0,86**	0,85**	0,71**	1,00

** correlação significativa a 1%

* correlação significativa a 5%

Esses resultados atestam a existência de relações significativas estatisticamente entre as possíveis variáveis de entrada a serem utilizadas no presente modelo de simulação. A *Receita bruta*, por exemplo, guarda uma relação de 0,96 com o componente *CPV*, o que evidencia uma associação forte existente entre tais variáveis.

Cabe destacar que, inicialmente, foram calculadas as correlações para os valores dos demonstrativos de 2001 e de 2002, tendo sido constatadas diferenças entre as mesmas de um ano para o outro. Tais diferenças podem representar tanto choques relacionados a um grupo específico de empresas, como também a ação de fatores conjunturais sobre a totalidade ou sobre a maioria das mesmas.

Sendo assim, de modo a captar essas variações ocorridas de um período para o outro, optou-se por utilizar o conjunto total de informações disponibilizado pelos demonstrativos contábeis, fazendo-se uso das correlações calculadas com base nos dados de 2001 e de 2002 tomados como um todo, perfazendo uma amostra de 406 dados.

2.4 – Verificação e validação do modelo

Com base nas definições descritas até o momento, foi realizada uma entrevista com um *expert* no problema em análise, tendo por objetivo validar conceitualmente o modelo construído. As definições utilizadas e os resultados obtidos foram apresentados e discutidos com o referido especialista, que na época ocupava o cargo de Superintendente da área de crédito do Banco.

Tal procedimento, utilizado também posteriormente para a avaliação do modelo, corresponde a uma técnica específica de validação. Trata-se da validação aparente (*face validation*), que segundo Borenstein e Becker (2000), é realizada através de consulta a especialistas no problema de decisão em análise, que avaliam se o sistema proposto está suficientemente bem-estruturado de modo a permitir que soluções críveis sejam geradas.

As definições para a construção do modelo foram, de modo geral, consideradas adequadas para a modelagem. No entanto, foi observado pelo *expert* entrevistado que as componentes *Despesas com vendas* e *Despesas administrativas* variam de acordo com as características do setor de atividade da empresa, de modo que a generalização para o setor industrial como um todo poderia constituir um problema para a validade do modelo proposto.

De fato, o efeito setor poderia gerar distorções no cálculo das correlações. Tomando, por exemplo, duas empresas hipotéticas, a primeira com um dado faturamento e pertencente a um setor em que as despesas fixas mencionadas acima possuem pequena participação relativa, e a segunda com

um faturamento inferior, mas que faça parte de um setor em que as referidas despesas são significativamente elevadas comparativamente ao setor da primeira empresa.

Nesse caso, uma queda no faturamento verificado da empresa 1 para a empresa 2 poderia estar associada a uma elevação nas despesas fixas apenas pelo fato de que os setores de atividade das mesmas são diferentes. Embora seja um caso hipotético, como a amostra utilizada contempla uma gama bastante variada de setores, é possível e mesmo provável que tais casos ocorram em uma frequência suficientemente alta a ponto de distorcer as correlações calculadas.

Desse modo, entende-se que as correlações verificadas para o setor industrial como um todo, podem não ser aplicáveis isoladamente para os diversos segmentos que formam esse setor. Para que tais associações sejam modeladas, seria necessária a utilização de uma base de dados mais ampla, tornando possível a realização de uma segmentação maior.

Assim, com base no exposto acima, chegou-se à conclusão de que a modelagem das despesas fixas como variáveis de entrada do modelo poderia vir a prejudicar o desempenho do mesmo.

Adicionalmente, como tais despesas de natureza fixa são modeladas, na grande maioria das análises, como um percentual em relação à *Receita bruta*, entende-se que essas componentes estejam sendo projetadas de forma conservadora. Em projetos de expansão, foco do presente trabalho, talvez não seja razoável supor que o percentual de despesas fixas permaneça o mesmo verificado no histórico recente da empresa.

No entanto, do ponto de vista do credor, é pertinente que se faça a projeção dessa forma, de modo a criar um certo *viés* de conservadorismo na aferição de capacidade de pagamento da empresa. Sendo assim, pelos argumentos apresentados até aqui, optou-se pela modelagem das variáveis relacionadas a despesas fixas como um percentual da *Receita bruta* gerada a cada cenário, não constituindo, portanto, uma variável de entrada do modelo.

Por fim, cabe ressaltar que, posteriormente, será realizado um processo de validação com base nos dados gerados pelo modelo, fazendo tal procedimento parte da avaliação do mesmo por parte de especialistas no problema de decisão de crédito.

2.5 – Apresentação e operacionalização do modelo

Com base nos elementos discutidos nas seções anteriores, foi definido um modelo de simulação para avaliar a capacidade de pagamento das empresas em financiamentos de longo prazo. Tal modelo possui duas especificações, apresentadas a seguir.

2.5.1 – Especificação 1

Na primeira especificação, a *Receita bruta* é modelada como sendo a única variável de entrada do modelo, refletindo, portanto, todas as incertezas relacionadas ao desempenho futuro da empresa em estudo.

As componentes *Custo dos produtos vendidos (CPV)*, *Despesas administrativas*, *Despesas com vendas* e *Despesas financeiras* sofrem alterações de acordo com as variações da *Receita bruta*. Tais componentes são obtidas, a cada cenário gerado, como um percentual relacionado à variável de entrada, tomando por base o critério de projeção de custos e de despesas utilizado pelo analista do projeto.

Os componentes relacionados a impostos e à contribuição social são tratados da mesma forma, ou seja, como um percentual em relação à *Receita bruta* ou ao *Resultado operacional*, conforme já mencionado na parte que trata das definições das variáveis de entrada do modelo.

As demais componentes do fluxo de caixa são consideradas como dadas, com base na projeção feita pelo analista a partir de informações obtidas durante o processo de análise, sejam elas originadas pela própria empresa ou por fontes externas, como centrais de informação, por exemplo.

Partindo dessas definições e da projeção de fluxo de caixa disposta em planilha eletrônica, a primeira especificação do modelo é operacionalizada através das seguintes etapas:

1) O analista faz a previsão para a *Receita bruta* da empresa com base na sua avaliação sobre a mesma, informando, para cada ano de amortização, os seguintes parâmetros que espera para a variável: valor mínimo, valor mais provável e valor máximo. Além disso, informa o critério de projeção de custos e de despesas utilizado.

2) As informações fornecidas pelo analista são inseridas na planilha eletrônica da seguinte forma:

- A *Receita bruta* é modelada como uma variável com distribuição triangular, utilizando-se os parâmetros definidos pelo analista;

- As componentes *CPV*, *Despesas administrativas*, *Despesas com vendas* e *Despesas financeiras* são modeladas como sendo um percentual da *Receita bruta*, levando-se em consideração o critério de projeção informado;

- A variável de saída é definida como sendo o *Índice de cobertura*;

3) A simulação é realizada: a partir de um gerador de números aleatórios, é selecionado um valor possível de *Receita bruta*, levando-se em consideração os parâmetros estipulados pelo técnico e a distribuição de probabilidade associada. A partir desses valores, calcula-se o restante da planilha, repetindo-se o processo um determinado número de vezes.

4) Com base na simulação realizada, é gerada uma distribuição do índice de cobertura, que é a variável de saída do modelo.

Com essa especificação, pode-se avaliar a capacidade de pagamento da empresa em diversos cenários, dentro de um cenário de normalidade, ou seja, com previsões feitas pelos analistas realizadas e com estrutura de custos e despesas mantida constante.

2.5.2 – Especificação 2

A *Receita bruta*, nessa segunda especificação, é considerada como fonte de incerteza principal. No entanto, de modo diverso da especificação anterior, a componente *CPV* passa a ser considerada como incerta, e não mais como um percentual fixo da *Receita bruta*.

As demais componentes relacionadas aos custos operacionais da empresa permanecem sendo obtidas a partir do critério de projeção de custos e de despesas utilizado pelo analista.

Assim como na especificação anterior, os componentes relacionados a impostos e à contribuição social são modelados como um percentual em relação à *Receita bruta* ou ao *Resultado operacional*.

As demais componentes do fluxo de caixa são consideradas como dadas, com base na projeção feita pelo analista. As etapas de operacionalização passam a ser as seguintes:

1) O analista faz a previsão para a *Receita bruta* da empresa com base na sua avaliação sobre a mesma, informando, para cada ano de amortização,

os seguintes parâmetros que espera para a variável: valor mínimo, valor mais provável e valor máximo. Além disso, informa o critério de projeção de custos e de despesas utilizado.

2) As informações são modeladas na planilha da seguinte forma:

- A *Receita bruta* é modelada como uma variável com distribuição triangular, sendo os parâmetros aqueles definidos pelo analista do projeto;

- A componente *Custo dos produtos vendidos* é modelada como uma variável com distribuição triangular, sendo os parâmetros derivados a partir das premissas feitas para a *Receita bruta* e pelo critério de projeção de custos utilizado pelo analista.

- É modelado um grau de correlação de 0,96 entre as componentes *Receita bruta* e *Custo dos produtos vendidos*, de modo que cenários altamente improváveis não ocorram. Essa relação foi obtida através de estudo abordado anteriormente na seção 2.3.2 do presente capítulo.

- As componentes *Despesas administrativas*, *Despesas com vendas* e *Despesas financeiras* são modeladas como sendo um percentual da *Receita bruta*, levando-se em consideração o critério de projeção de custos utilizado pelo analista;

- A variável de saída é definida como sendo o *Índice de cobertura*;

3) A simulação é realizada: a partir de um gerador de números aleatórios, é selecionado um valor possível de *Receita bruta* e de *Custo dos produtos vendidos*, conforme parâmetros das variáveis de entrada, distribuições associadas e grau de correlação estabelecido para as mesmas. A partir desses valores, calcula-se o restante da planilha, sendo tal processo repetido um determinado número de vezes.

4) Com base na simulação realizada, é gerada uma distribuição do índice de cobertura, que é a variável de saída do modelo.

Através dos resultados gerados por essa segunda especificação, pode-se avaliar o impacto sobre a capacidade de pagamento da empresa de duas fontes de incerteza, a variabilidade da receita projetada pelo analista e a variabilidade decorrente de possíveis choques que podem afetar a relação entre *Receita bruta* e *CPV*.

Assim, em comparação com a especificação anterior, é possível observar como a distribuição de probabilidade é afetada pela inclusão de uma

nova fonte de incerteza. Além disso, torna-se possível verificar o que acontecerá com a capacidade de pagamento da empresa em caso de situações extremas. Trata-se, portanto, de uma especificação que traz informações adicionais à primeira, de modo que a utilização conjunta das duas especificações é recomendada. Um exemplo pode tornar mais clara essa recomendação, bem como o modo de funcionamento do modelo na prática.

2.5.3 – Um exemplo real ilustrativo

Considere uma empresa que solicitou ao banco um financiamento no valor de R\$ 1.968.000,00, destinado à expansão da empresa, abrangendo a realização de construções civis e a aquisição de máquinas e equipamentos. Tal empresa, tradicional e de porte médio, utilizará recursos próprios no montante de aproximadamente R\$ 500.000,00 para a realização desse projeto.

Ao analisar essa proposta de financiamento, o analista econômico-financeiro do banco fez a seguinte projeção da capacidade de pagamento para a empresa solicitante do crédito.

Tabela 13 – Quadro de capacidade de pagamento (exemplo)

Ano	31/12/03	31/12/04	31/12/05	31/12/06	31/12/07
Receita bruta	14.122	15.262	17.742	20.102	20.102
(-) Impostos e Devoluções	4.011	4.353	5.060	5.733	5.733
(=) Receita líquida	10.111	10.909	12.682	14.369	14.369
(-) Custos operacionais	8.341	9.057	10.452	11.821	11.739
CPV	7.620	8.233	9.528	10.795	10.795
Despesas administrativas	469	432	502	569	569
Despesas com vendas	8	13	15	17	17
Despesas financeiras	244	379	407	440	358
(-) Juros financiamento em análise	98	253	250	210	164
(=) Resultado operacional	1.672	1.599	1.980	2.338	2.466
(-) IR e CSSL	367	397	461	523	523
(=) Resultado líquido	1.305	1.202	1.519	1.815	1.943
(+) Depreciações	283	504	504	504	504
(=) Disponibilidade líquida	1.588	1.706	2.023	2.319	2.447
(-) Exigibilidades	911	584	926	1.079	703
Financiamentos existentes	835	470	439	460	65
Impostos parcelados	76	114	114	96	85
Amortizações do financiamento em análise	0	0	373	523	553
Índice de cobertura	-	-	2,18	2,15	3,48

Além disso, foi solicitado a informar, para cada um dos anos em que haveria amortização do financiamento pretendido, três parâmetros para a

variável *Receita bruta*. Tais parâmetros foram o valor mais provável, o valor mínimo e o valor máximo da variável que o analista projetava para a proponente em questão. Suas premissas estão mostradas a seguir.

a) Primeiro ano de amortização

Receita bruta (em R\$ 1.000):

Distribuição: triangular

Valor mínimo: 14.022

Valor mais provável: 17.742

Valor máximo: 22.516

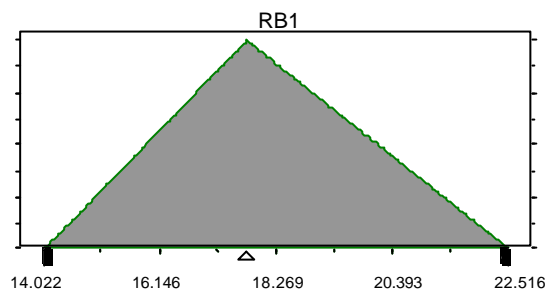


Figura 5 – Distribuição da *Receita bruta* para o primeiro ano de amortização (exemplo)

b) Demais anos de amortização

Receita bruta (em R\$ 1.000):

Distribuição: triangular

Valor mínimo: 15.155

Valor mais provável: 20.102

Valor máximo: 27.470

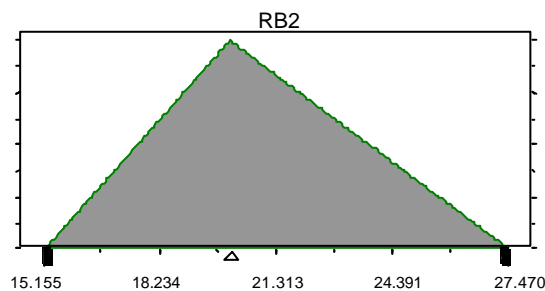


Figura 6 – Distribuição da *Receita bruta* para os demais anos de amortização (exemplo)

Com essa informação adicional, baseada em um julgamento técnico qualificado, é possível perceber, através da utilização de simulações, como a

variabilidade da variável de entrada causará impacto na variável de saída utilizada, levando-se em consideração o critério de projeção de custos e de despesas usado pelo analista. Pode-se, então, avaliar se a empresa poderá cumprir seus compromissos assumidos, que são dados, frente a uma variabilidade projetada na *Receita bruta*.

Depois de gerados 5.000 cenários, não se tem mais um índice de cobertura para cada ano em que ocorre amortização, mas sim uma distribuição de probabilidade associada a cada um dos mesmos. Abaixo, são apresentados os resultados do exemplo acima para a primeira especificação adotada.

Tabela 14 – Estatísticas do índice de cobertura (especificação 1)

Mostra as principais estatísticas descritivas, para cada período analisado, da variável de saída.

Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
Média	2,25	2,27	3,65	-	-
Mediana	2,23	2,24	3,60	-	-
Desvio-padrão	0,29	0,36	0,55	-	-
Variância	0,08	0,13	0,31		
Assimetria	0,14	0,19	0,20		
Curtose	2,36	2,38	2,36		
Coefficiente de variabilidade	0,13	0,16	0,15		
Valor mínimo	1,59	1,46	2,42	-	-
Valor máximo	2,95	3,14	5,05	-	-
Confiabilidade* (em %)	79	75	100	-	-

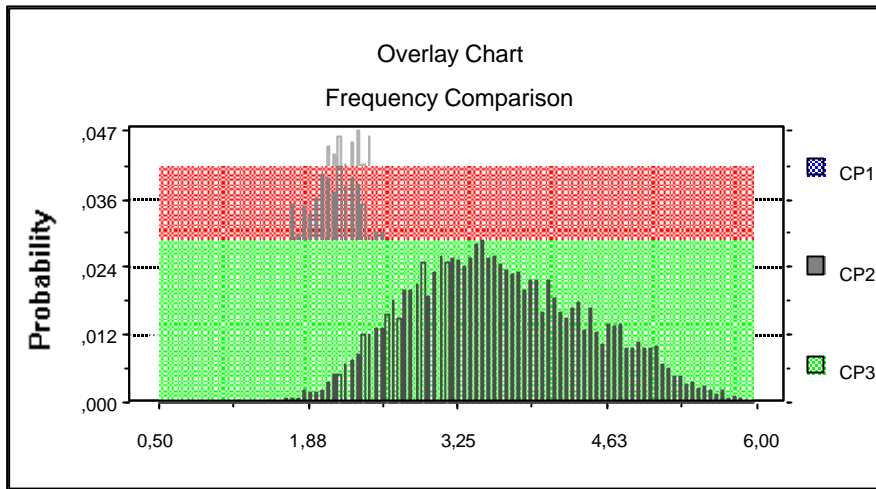
* percentual de cenários que apresentam índice de cobertura superior 2.

Tabela 15 – Decis do índice de cobertura (especificação 1)

Mostra o valor da variável de saída associado a cada um dos decis da distribuição de frequência de cada período observado.

Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
0%	1,59	1,46	2,42	-	-
10%	1,87	1,80	2,95	-	-
20%	1,99	1,95	3,15	-	-
30%	2,07	2,06	3,32	-	-
40%	2,16	2,15	3,46	-	-
50%	2,23	2,24	3,60	-	-
60%	2,31	2,34	3,76	-	-
70%	2,40	2,46	3,95	-	-
80%	2,50	2,60	4,17	-	-
90%	2,64	2,77	4,43	-	-
100%	2,95	3,14	5,05	-	-

Histograma conjunto dos índices de cobertura: apresenta de forma conjunta a distribuição de freqüência da variável de saída em todos os períodos analisados.



CP1 – Capacidade de Pagamento no primeiro ano de amortização;
 CP2 – Capacidade de Pagamento no segundo ano de amortização;
 CP3 – Capacidade de Pagamento no terceiro ano de amortização.

Figura 7 – Histograma conjunto dos índices de cobertura (especificação 1)

Histogramas e distribuições acumuladas do índice de cobertura: mostram as distribuições de freqüência da variável de saída, de forma isolada, para cada período de observação.

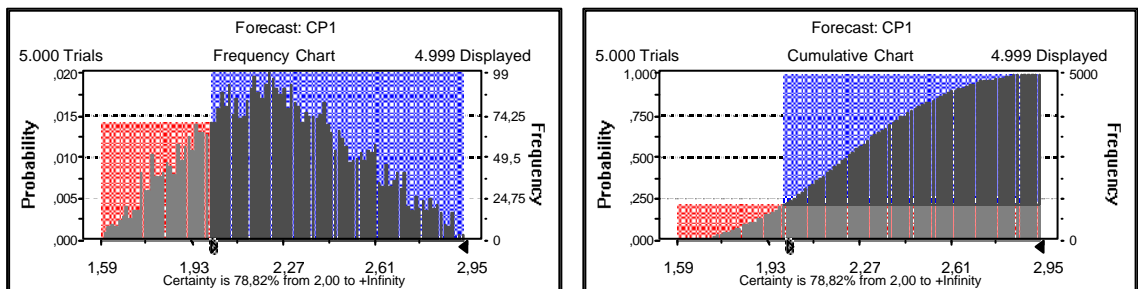


Figura 8 – Gráficos do primeiro ano de amortização (especificação 1)

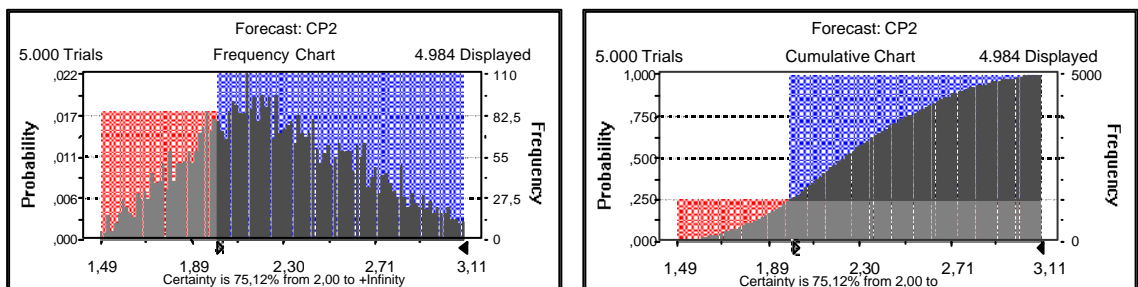


Figura 9 – Gráficos do segundo ano de amortização (especificação 1)

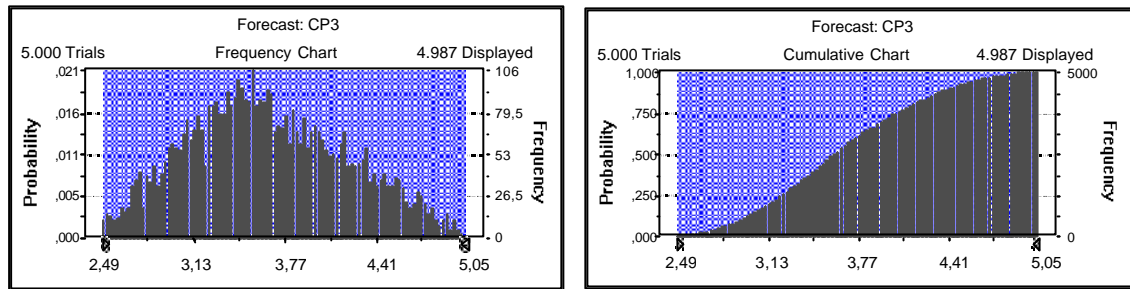


Figura 10 – Gráficos do terceiro ano de amortização (especificação 1)

Gráfico de tendência: mostra a evolução da variável de saída ao longo do tempo em diferentes períodos de observação.

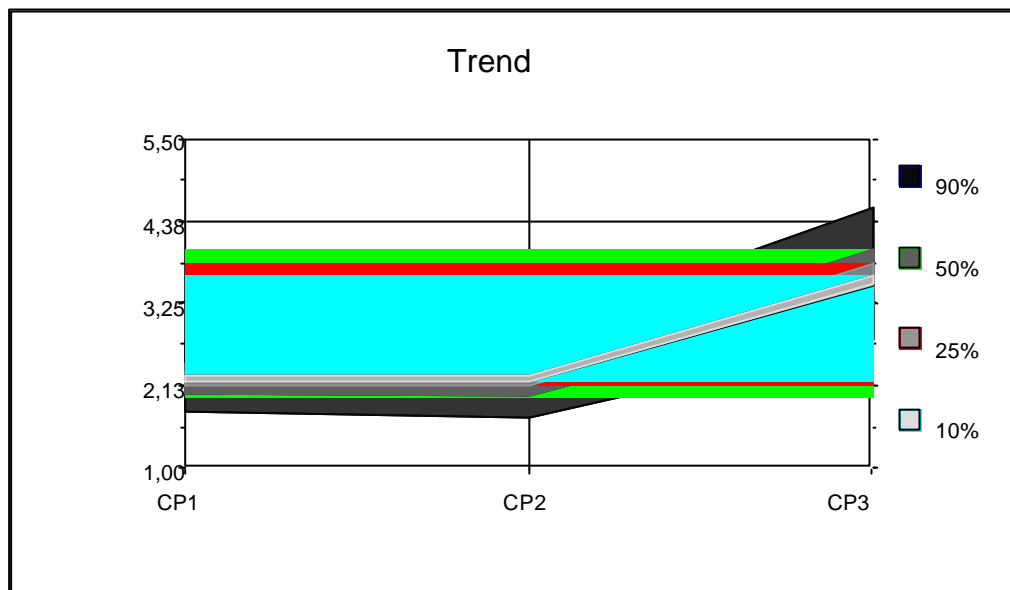


Figura 11 – Gráfico de tendência (especificação 1)

Para a segunda especificação, foi adicionada uma outra variável de entrada, correspondente à componente *Custo dos produtos vendidos (CPV)*. Tomando por base as premissas de *Receita bruta* e o critério de projeção de custos e de despesas utilizado pelo analista, chegou-se aos valores apresentados nas tabelas abaixo.

Tabela 16 – Parâmetros para o CPV – primeiro ano (especificação 1)

Variável	Valor mínimo	Valor mais provável	Valor máximo
CPV	7.530	9.528	12.092

Tabela 17 – Parâmetros para o CPV – demais anos (especificação 1)

Variável	Valor mínimo	Valor mais provável	Valor máximo
CPV	8.138	10.795	14.752

Esses valores foram calculados da seguinte forma: pelo critério de projeção de custos e de despesas utilizado pelo analista, a componente *CPV* do fluxo de caixa da empresa seria dada por um percentual igual a 0,5370 da *Receita bruta* da mesma. Desse modo, tomando os parâmetros de *Receita bruta* e multiplicando pelo referido número, que é baseado de algum modo no histórico da empresa, chega-se aos parâmetros para a variável de entrada em questão.

Por exemplo, tomando o valor mínimo informado pelo analista no primeiro ano de amortização, igual a R\$ 14.022.000,00, e multiplicando-o por 0,5370, chega-se ao valor mínimo projetado para a componente *CPV* do fluxo de caixa da empresa, que fica igual a R\$ 7.530.000,00.

Desse modo, leva-se em consideração tanto a informação histórica relativa à empresa, como também a percepção do analista acerca do melhor critério de projeção de custos e despesas.

Em contraposição, essa modelagem permite, inicialmente, que cenários improváveis sejam gerados. Seria possível, por exemplo, para o primeiro ano de amortização, gerar um cenário em que a *Receita bruta* tomada fosse a maior possível, R\$ 22.516.000,00, e o *CPV* tomado fosse o menor possível, ou seja, R\$ 7.530.000,00.

Para que se evite a ocorrência disso, faz-se necessário estabelecer uma relação entre as variáveis de entrada do modelo, que deve ser alimentada previamente à realização da simulação. A medida de associação utilizada foi o coeficiente de correlação de 0,96, conforme resultado apresentado na seção 2.3.2 do presente capítulo.

Com a incorporação dessa associação, o modelo permite que a maioria dos cenários gerados esteja dentro de um padrão de normalidade esperado. No entanto, por se tratar de uma relação imperfeita, também são gerados cenários possíveis de acontecer em decorrência de mudanças verificadas na relação entre *Receita bruta* e *CPV*.

Isso permite que se observe o que acontecerá com a capacidade de pagamento de uma empresa em razão de choques positivos ou negativos nas receitas ou nos custos. Utilizando essa especificação, os principais resultados obtidos foram os reportados a seguir.

Tabela 18 – Estatísticas do índice de cobertura (especificação 2)

Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
Média	2,25	2,25	3,64	-	-
Mediana	2,25	2,21	3,57	-	-
Desvio-padrão	0,44	0,54	0,84	-	-
Variância	0,19	0,29	0,71	-	-
Assimetria	0,05	0,26	0,25	-	-
Curtose	2,53	2,62	2,63	-	-
Coefficiente de variabilidade	0,20	0,24	0,23		
Valor mínimo	0,97	0,59	0,92		
Valor máximo	3,75	4,08	6,53		
Confiabilidade* (em %)	70%	65%	99%		

* percentual de cenários que apresentam índice de cobertura superior 2.

Tabela 19 – Decis do índice de cobertura (especificação 2)

Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
0%	0,97	0,59	0,92	-	-
10%	1,67	1,57	2,59	-	-
20%	1,85	1,76	2,90	-	-
30%	2,00	1,93	3,14	-	-
40%	2,13	2,07	3,37	-	-
50%	2,25	2,21	3,57	-	-
60%	2,37	2,36	3,81	-	-
70%	2,49	2,53	4,08	-	-
80%	2,64	2,73	4,40	-	-
90%	2,83	3,01	4,82	-	-
100%	3,75	4,08	6,53	-	-

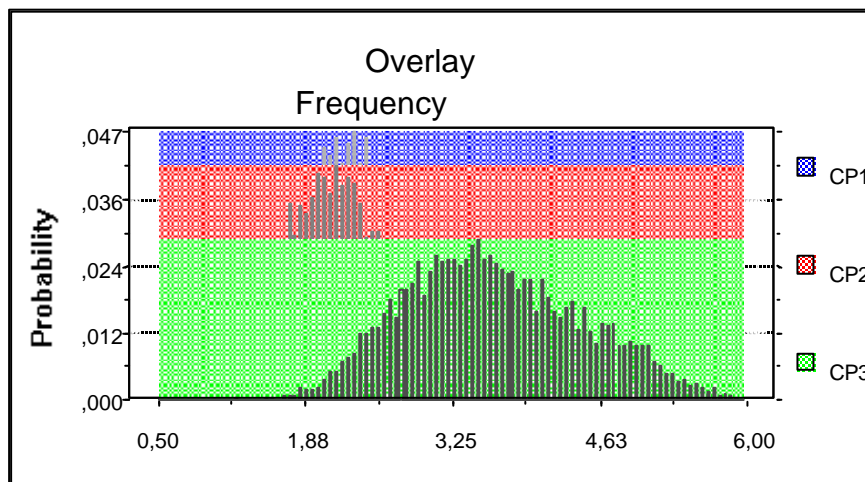


Figura 12 – Histograma conjunto dos índices de cobertura (especificação 2)

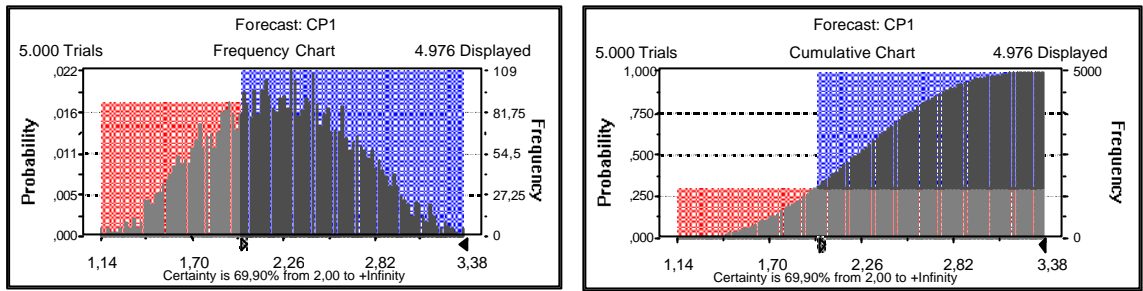


Figura 13 – Gráficos do primeiro ano de amortização (especificação 2)

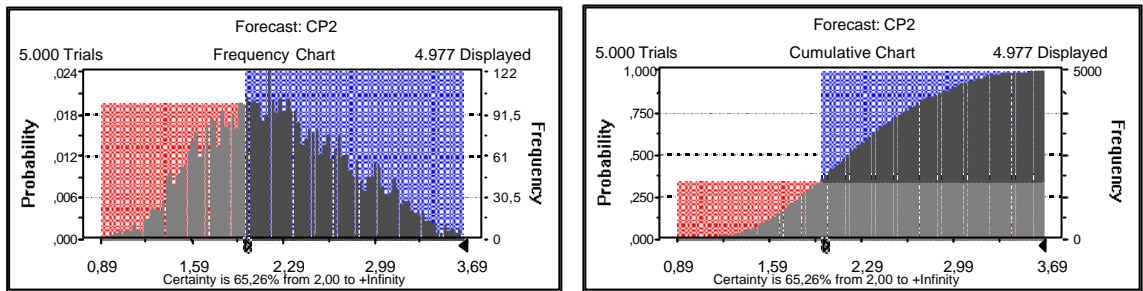


Figura 14 – Gráficos do segundo ano de amortização (especificação 2)

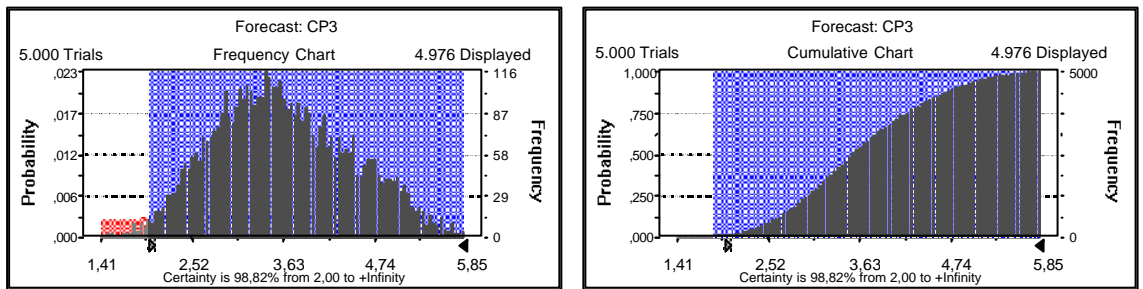


Figura 15 – Gráficos do terceiro ano de amortização (especificação 2)

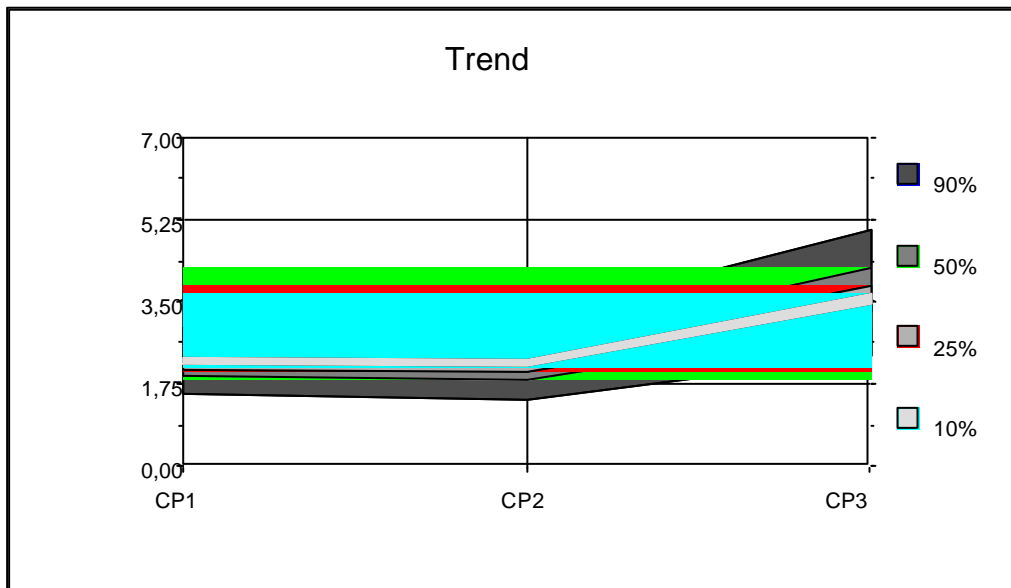


Figura 16 – Gráfico de tendência (especificação 2)

2.6 – Desenho e realização de experimentos com a utilização do modelo

Nessa seção será descrito o experimento realizado com o objetivo de avaliar o modelo proposto, tanto no que diz respeito às definições utilizadas para sua construção, como também no que se refere aos resultados gerados pela aplicação do mesmo.

De forma resumida, o experimento realizado envolveu a aplicação do modelo desenvolvido para uma amostra de 30 casos reais de financiamento, tomando por base informações prestadas pelos analistas dos projetos. A seguir, são apresentadas algumas definições utilizadas para a realização desse estudo, envolvendo questões relacionadas ao processo de amostragem, às opções da simulação, à forma de apresentação dos resultados e, finalmente, ao método de avaliação utilizado.

2.6.1 – Amostra

Os critérios utilizados para a composição da amostra podem ser divididos em dois grupos, um relativo a características das empresas solicitantes de crédito e outro referente a aspectos relacionados às operações de crédito propriamente ditas. Embora se faça essa divisão, deve-se ressaltar que, para que um caso fosse considerado para a composição da amostra, todos os critérios enumerados a seguir deveriam ser atendidos.

Com relação às características das operações, foram escolhidos financiamentos com as seguintes condições:

- que fosse de longo prazo, no âmbito dos programas automáticos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES);
- que tivesse como finalidade a expansão das empresas, através de aplicações dos recursos, de forma isolada ou conjunta, nos seguintes itens: construções civis, máquinas e equipamentos, instalações, móveis e utensílios, treinamento, outros ativos fixos e aporte de capital de giro associado;
- e cuja análise tivesse sido terminada há no máximo um ano, utilizando 30 de setembro de 2004 como data de referência.

Os dois primeiros critérios se justificam pelo fato de que financiamentos com essas características constituem a operação padrão realizada pelo banco em estudo e, de forma geral, pelos financiamentos de longo prazo realizados através de repasses do BNDES. Já o terceiro se deve a uma precaução

tomada com a finalidade de evitar uma distorção que favorecesse a avaliação da técnica proposta.

Como essas operações possuem, em sua maioria, um período de carência de um ano, todas as projeções para os anos de amortização foram realizadas previamente ao início do pagamento do principal por parte das empresas. Desse modo, evitou-se que o desempenho real e o comportamento da empresa diante de suas obrigações afetassem de forma significativa as projeções feitas.

No que diz respeito ao outro grupo de critérios, foram selecionadas empresas:

- do setor da indústria de transformação, de acordo com a classificação de atividade econômica definida pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a CNAE 1.0 – Classificação Nacional de Atividade Econômica;

- de pequeno, médio e grande porte segundo critério do BNDES, cu seja, empresas com faturamento bruto anual superior a R\$ 1.200.000,00;

- com pelo menos 5 anos de existência, tomando 30 de setembro de 2004 como data de referência.

O primeiro critério é justificado pelo foco adotado para a construção do modelo, qual seja o de avaliar a capacidade de pagamento em empresas do setor industrial, principais beneficiárias da operação padrão realizada no âmbito dos produtos automáticos do BNDES.

Com relação ao segundo critério, este foi adotado para que fossem excluídas da amostra as microempresas. Esse procedimento se deve ao fato de que tais empresas não possuem a obrigação de apresentar suas demonstrações contábeis, de modo que o processo de análise de uma empresa desse porte apresenta peculiaridades que a distingue das demais.

Finalmente, o terceiro critério se deve também a uma definição de foco do modelo construído. Como o objetivo de utilização do modelo recai, inicialmente, sobre empresas em expansão, optou-se por desconsiderar empresas em implantação ou que tivessem pequena duração de vida, excluindo, portanto, as empresas que tivessem sido fundadas há menos de 5 anos.

Partindo de um conjunto de operações que satisfazia todos os critérios mencionados acima, foram selecionados aleatoriamente 30 casos para compor a amostra final a ser usada para o experimento. Esse tamanho de amostra permite a realização de estudos quantitativos com base nos resultados gerados, ao mesmo tempo em que não onera demasiadamente o tempo de operacionalização de todo o experimento. A descrição da amostra está disposta no anexo A.

2.6.2 – Opções da simulação

O *software* utilizado para a execução das simulações foi o *Crystal Ball 2000*, que funciona como um suplemento da planilha eletrônica *Excel*. Entre as características principais que justificam tal escolha está o fato de que o referido programa trabalha com um gerador de números aleatórios que satisfaz as propriedades enunciadas anteriormente, na revisão bibliográfica. Trata-se de um gerador multiplicativo com módulo primo desenvolvido por Payne, Rabung e Bogyo em 1969, com tamanho de ciclo da ordem de $2^{31} - 2$.

Previamente à execução da simulação, foram feitas algumas definições requeridas pelo *software*. Tais definições dizem respeito especificamente ao número de cenários a ser gerado, o método de amostragem a ser utilizado e se é desejável que se faça uso de uma semente inicial, o que possibilita que uma mesma seqüência de números aleatórios seja aplicada para vários casos.

Com relação ao número de cenários, foi utilizado o máximo permitido pelo *software*, o que corresponde a 5.000 situações diferentes. De modo similar, para a segunda especificação do modelo, que contempla a utilização de correlação entre variáveis, foi utilizado o mesmo número para o tamanho da amostra gerada previamente à realização da simulação.

Essa amostra, é válido ressaltar, serve de base para que as correlações especificadas sejam levadas em consideração durante a execução da simulação. A utilização de uma amostra de tamanho grande, nesse caso, significa uma reprodução mais confiável dos relacionamentos estabelecidos entre as variáveis.

Quanto ao processo amostral, o aplicativo possibilita a utilização de um dos dois métodos apresentados na revisão bibliográfica, Monte Carlo ou Hiper-cubo Latino. No presente trabalho, optou-se pela utilização do método de

Monte Carlo, uma vez que o foco principal está na análise da distribuição gerada como um todo e não na acurácia das estatísticas geradas pelas simulações, caso em que seria recomendado o uso do método alternativo.

Finalmente, cabe mencionar que foi utilizada uma mesma semente inicial para todas as simulações realizadas, para que se pudesse fazer comparações posteriores entre especificações e entre empresas, utilizando um mesmo padrão de aleatoriedade.

2.6.3 – Apresentação dos resultados

Uma vez tendo selecionado o conjunto de empresas e realizado as definições necessárias para a execução da simulação, aplicou-se o modelo construído, tomando por base os procedimentos operacionais descritos na seção anterior. Posteriormente, foi gerado um relatório contendo uma série de informações relacionadas às simulações realizadas, buscando-se evidenciar, através das mesmas, a capacidade de pagamento das empresas.

Esse relatório, denominado de *Relatório de Capacidade de Pagamento* foi composto das seguintes partes:

1 – Pressupostos: mostra as premissas adotadas pelo analista do projeto para as variáveis de entrada do modelo, especificando os parâmetros estipulados.

2 – Relacionamento entre as variáveis de entrada do modelo: esse item, válido apenas para a segunda especificação, apresenta o coeficiente de correlação usado entre as componentes tratadas como probabilísticas pelo modelo.

3 – Resultados: apresenta estatísticas selecionadas da variável de saída para todos os períodos em que ocorre amortização, bem como os histogramas e as distribuições de frequência acumulada da mesma para os dois primeiros anos de amortização.

Um exemplo desse relatório está disposto no anexo B do presente trabalho. A discussão acerca das informações a serem colocadas no relatório foi feita na etapa de verificação e validação do modelo, tomando como base o conjunto de estatísticas e gráficos disponibilizados pelo *software* utilizado. Dois comentários a respeito dessas escolhas se fazem necessários.

Primeiro, como se trata de uma comparação da utilização da técnica de simulações em relação ao modelo usado atualmente, decidiu-se por apresentar informações referentes às estatísticas da variável de saída apenas para os anos contemplados pelo quadro de capacidade de pagamento do modelo atual. Desse modo, evita-se fornecer aos respondentes informações sobre períodos adicionais, de forma a não criar um possível viés de avaliação a favor da técnica alternativa proposta.

Segundo, a escolha de apresentar os gráficos referentes aos primeiros dois anos de amortização está baseada no fato de que as projeções para os anos seguintes não acrescentam nenhuma informação adicional. Em todas as análises observadas, os índices de cobertura do primeiro e do segundo ano eram iguais ou inferiores àqueles observados para os demais anos.

A razão para que tal fenômeno ocorra advém de duas razões básicas. A primeira é a de que o sistema de amortização utilizado nos financiamentos do BRDE é o SAC (Sistema de Amortizações Constantes), de modo que o valor total da prestação, incluindo principal e juros, decresce ao longo do tempo. Além disso, as informações relacionadas às demais exigibilidades tornam-se escassas num horizonte de tempo maior, visto não ser possível inferir com exatidão o montante de obrigações a ser contraído durante o período de pagamento do financiamento em análise.

2.6.4 – Método de avaliação do modelo

A avaliação do modelo, como dito anteriormente, contemplou tanto aspectos relacionados a definições utilizadas para a construção do modelo, quanto questões referentes aos resultados originados pela aplicação do mesmo. Para a operacionalização dessa avaliação, foram empregadas técnicas qualitativas e quantitativas.

2.6.4.1 – Avaliação qualitativa

A avaliação da construção do modelo e dos resultados originados a partir da aplicação do mesmo foi realizada através da opinião de especialistas em análise de crédito. Para operacionalizar essa avaliação, foi distribuído a cada um dos 5 *experts* um conjunto formado por um texto explicativo sobre

como o modelo foi construído, um exemplo ilustrativo e seis casos reais de financiamento para os quais o modelo foi aplicado.

Foi disponibilizado, para cada caso, o quadro de capacidade de pagamento gerado pelo modelo atualmente utilizado no banco e o relatório de capacidade de pagamento mencionado no item anterior. Solicitou-se que lessem o material e respondessem ao questionário, avaliando se a técnica alternativa trazia informações adicionais a respeito da capacidade de pagamento das empresas. Adicionalmente, foi realizada uma entrevista informal para coletar impressões sobre o estudo realizado.

No que diz respeito especificamente ao questionário, este foi composto por três partes. A primeira contemplou 5 perguntas abertas para avaliar a compreensão do modelo por parte dos respondentes. A seguir, foram apresentadas questões fechadas dicotômicas, do tipo 'Sim' ou 'Não', destinadas a avaliar definições usadas na construção do modelo e se a utilização da técnica e do modelo proposto contribuem para a análise de capacidade de pagamento das empresas.

Por fim, foi disponibilizado um espaço a ser utilizado pelos respondentes para realização de observações, fossem elas especificamente relacionadas a uma ou mais questões ou de natureza geral. Uma cópia desse questionário é apresentada no anexo C.

Essa avaliação qualitativa realizada pode ser vista como uma revalidação do modelo, ou seja, um retorno à terceira etapa do processo de simulação, mas com alguns ganhos significativos. Primeiro, um maior número de especialistas foi consultado, possibilitando que o modelo construído fosse avaliado de forma mais abrangente e detalhada sob óticas diferentes, tanto no que se refere às definições utilizadas para a sua construção, como também no que diz respeito aos resultados gerados pelo mesmo.

Segundo, a amostra utilizada no experimento fez uso de informações prestadas pelos analistas de projetos, o que não havia sido feito na primeira etapa de validação. Isso possibilitou uma melhor avaliação por parte dos respondentes com respeito à adequação dos resultados da simulação à realidade das empresas.

2.6.4.2 – Avaliação quantitativa

No que diz respeito à aplicação de técnicas quantitativas aos resultados gerados pelo modelo construído, um estudo foi realizado utilizando o conjunto das empresas da amostra. Com base em uma série de estatísticas selecionadas das simulações, procedeu-se a uma análise de correlação entre tais indicadores e as duas variáveis consideradas relevantes para o cálculo do risco de concordata de uma empresa, de acordo com os resultados do estudo de Martins (2003).

Tais variáveis são a relação entre o endividamento bancário de curto prazo e ativo circulante e o retorno sobre patrimônio líquido. A primeira delas, obtida pelo quociente entre a conta “empréstimos e financiamentos totais a curto prazo” pela “conta circulante”, mede o comprometimento do ativo circulante em relação ao endividamento bancário.

Já a segunda variável, dada pela razão entre “lucro líquido” e “patrimônio líquido”, mede a taxa de remuneração sobre os capitais próprios. De acordo com o trabalho de Martins (2003), essas variáveis possuem, respectivamente, relação direta e inversamente proporcional ao risco de concordata.

O objetivo dessa análise consiste em identificar a existência de um ou mais indicadores que possam vir a ser utilizados como medidas de capacidade de pagamento (e, conseqüentemente, de risco de crédito) eficazes para a classificação e discriminação de empresas. Tendo isso em mente, toma-se como dado o resultado alcançado por uma pesquisa anterior, e busca-se avaliar quais estatísticas das simulações possuem relação com as variáveis apontadas por tal pesquisa.

Embora se entenda que tal procedimento possa fornecer subsídios relevantes para a mensuração de risco de crédito das empresas, observa-se que, para que se chegue a evidências mais robustas, faz-se necessária a realização de um estudo como o de Altman (1968), utilizando como variáveis discriminatórias as estatísticas propiciadas pela execução das simulações.

3 – AVALIAÇÃO DO MODELO

Este capítulo está dividido em três seções. Na primeira delas, é apresentado um relato da avaliação do modelo realizada por *experts* no problema de decisão de crédito, descrevendo suas impressões quanto às definições utilizadas para a construção do modelo e quanto aos resultados gerados pela aplicação desse modelo.

Em seguida, é realizada uma análise dos indicadores gerados pela simulação, objetivando selecionar uma ou mais estatísticas como sendo as mais relevantes para que se avalie a capacidade de pagamento de uma empresa. Posteriormente, faz-se uma discussão a respeito da utilização do modelo construído para fins de avaliação e gestão do risco de crédito.

3.1 – Avaliação qualitativa do modelo

Essa etapa teve como base a opinião de *experts* no problema de decisão de crédito. Com base em material fornecido contendo as definições utilizadas para a construção do modelo e seis casos reais de financiamento, cada um deles respondeu a uma série de perguntas relacionadas à concepção do modelo e aos resultados apresentados pela aplicação do mesmo.

Previamente à análise da avaliação do modelo em si, verificou-se se o modelo havia sido entendido pelos respondentes, procedimento realizado com base nas respostas às questões de compreensão do modelo. De acordo com o observado, todas as respostas foram consideradas válidas.

Desse modo, tomou-se como dado que o modelo foi corretamente compreendido pelos participantes da pesquisa, permitindo que as cinco opiniões fossem utilizadas para fins de avaliação do modelo.

Em relação à avaliação sobre as bases utilizadas para a construção do modelo, a maioria das questões obteve 100% de respostas afirmativas, indicando que as bases utilizadas para a construção do modelo foram consideradas adequadas pelos respondentes.

Especificamente no que se refere às questões associadas ao problema de decisão e a definições utilizadas para as variáveis de entrada, todas as

respostas foram afirmativas. Desse modo, tendo por base a opinião dos respondentes, pode-se afirmar que:

- A avaliação da capacidade de pagamento é considerada como o fator mais relevante na análise de concessão de crédito;
- A projeção de fluxo de caixa é a ferramenta mais adequada para aferir a capacidade de pagamento;
- A *Receita bruta* é considerada a principal fonte de incerteza numa projeção de fluxo de caixa;
- A distribuição triangular associada à essa incerteza parece ser adequada;
- O técnico responsável pela análise é considerado como sendo o agente mais indicado para determinar os parâmetros necessários para as variáveis de entrada;
- A modelagem feita para variável *Custo de produtos vendidos* parece ser adequada.

Já no que diz respeito à definição da variável de saída, todos os respondentes consideraram a utilização do índice de cobertura como sendo adequado para avaliar a capacidade de pagamento das empresas. Além disso, a maioria (4 de 5) apontou que não seria adequado utilizar um indicador que retratasse a viabilidade do projeto na ótica da empresa, como, por exemplo, o Valor Presente Líquido (VPL).

Esse padrão de respostas fornece suporte à escolha feita para a variável de saída. Confirma-se, desse modo, a idéia de que, na análise de capacidade de pagamento da empresa, a utilização de indicador de cobertura é mais adequada. O projeto, nesse sentido, é analisado do ponto de vista do impacto que ele exerce sobre a empresa como um todo, independentemente da viabilidade econômica do mesmo sob a ótica da empresa ou do acionista.

Novamente, é válido ressaltar, como fez um dos respondentes, que os critérios de análise de investimentos são importantes para a finalidade de análise de projetos considerados individualmente. Contudo, a utilização desses critérios não parecem adequados quando se está avaliando a capacidade de pagamento de uma empresa sob a visão de uma instituição credora.

Quanto aos resultados apresentados pela aplicação dos modelos, a totalidade dos respondentes considerou que a técnica de simulações, de forma geral, é adequada para avaliar a capacidade de pagamento das empresas, propiciando um conjunto de informações que permite uma maior segurança na decisão de crédito.

Ao serem perguntados se a utilização de tal técnica poderia possibilitar a utilização de um parâmetro de referência para o índice de cobertura menor do que o atualmente utilizado, a maioria dos respondentes (4) respondeu negativamente. Duas observações específicas a essa questão foram registradas. Um dos respondentes afirmou que tal parâmetro depende da política de crédito utilizada pelo banco em questão, independentemente da técnica usada.

Outro dos avaliadores que respondeu negativamente à pergunta condicionou a possibilidade de redução do parâmetro de referência à realização de uma avaliação quantitativa *ex-post* do modelo, ou seja, aplicando-se o mesmo e verificando-se posteriormente os seus resultados comparativamente à capacidade de pagamento demonstrada realmente pelas empresas.

Especificamente no que diz respeito ao modelo construído, em geral, as respostas foram positivas, indicando igualmente que o mesmo parece adequado e que os resultados gerados pela aplicação do mesmo permite aos tomadores de decisão uma maior segurança para a concessão ou não do crédito.

Um comentário geral, realizado de forma escrita ou oral pelos respondentes, é o de que a especificação 2 do modelo parece ser a mais adequada, pois adiciona, em relação à especificação inicial, outra importante fonte de incerteza para avaliar a capacidade da empresa em saldar seus compromissos. Alguns avaliadores foram mais enfáticos, observando que apenas a especificação 2 seria adequada e traria informação adicional relevante para a decisão de crédito.

Tal avaliação é corroborada pelo autor do trabalho. No entanto, entende-se que a especificação 1 do modelo teve um papel didático relevante, permitindo a familiarização por parte dos respondentes com a técnica de

simulações. Para fins de utilização, no entanto, considera-se a segunda especificação como mais completa e mais adequada.

Ainda em relação à utilização do modelo, todos os respondentes afirmaram que seria interessante contar com um modelo de simulação estruturado em planilha nos comitês de crédito. Um dos avaliadores, no entanto, fez uma ressalva, condicionando a utilização dessa ferramenta dependendo das características e da complexidade da operação em análise.

Sendo assim, um modelo dessa natureza poderia ser utilizado pelos comitês por intermédio de solicitações pontuais nos casos em que os tomadores de decisão tivessem necessidade de informações adicionais. Tais informações seriam disponibilizadas pela utilização do modelo de simulação, que permitiria uma maior segurança na decisão de crédito em análise.

Uma outra observação realizada sobre a utilização do modelo diz respeito ao possível uso da ferramenta desenvolvida não apenas pelos tomadores de decisão, mas também pelos próprios analistas dos projetos. Desse modo, os resultados gerados pela simulação poderiam ser incorporados no processo de análise, trazendo elementos adicionais relevantes para a equipe técnica envolvida no projeto.

Essas duas questões levantadas com respeito à utilização do modelo são pertinentes e merecem uma discussão à parte, tanto internamente à instituição que utilize o modelo, quanto externamente por pesquisadores da área de crédito.

Finalmente, uma observação geral foi realizada por um dos respondentes. O mesmo observou que, dentro da amostra por ele analisada, a média do índice de cobertura sempre decrescia do primeiro para o segundo ano de amortização. Com base nessa constatação, o referido respondente aventou duas possibilidades de explicação para esse fenômeno.

A primeira dizia respeito ao fato de que, no primeiro ano de amortização, ainda pode existir uma parte do período de carência, de modo que a amortização do financiamento atual seria geralmente superior para os anos seguintes. Já a segunda hipótese colocada seria a existência de uma possível falha do modelo, de modo que foi sugerido que fosse feita uma verificação.

O que ocorre de fato, conforme especulado pelo próprio respondente, é que o primeiro ano de retorno não necessariamente corresponde a um período

de amortização cheia, ou seja, pode haver ainda um prazo de carência dentro desse período. Sendo assim, mantidas constantes as demais exigibilidades consideradas para a apuração do índice de cobertura, não constitui surpresa o fato de o índice de cobertura do segundo ano sofrer, em geral, um decréscimo em relação ao do primeiro.

Essa constatação, deve-se ressaltar, é válida tanto para o índice de cobertura utilizado no modelo atual, quanto para a média do índice de cobertura gerada pelo modelo alternativo proposto. Desse modo, não se trata de uma distorção inserida pela técnica de simulação ou pelo modelo especificamente utilizado.

Desse modo, pelo exposto até aqui, pode-se concluir que a técnica de simulação e o modelo construído foram considerados adequados para o problema de decisão de crédito. A percepção transmitida por todos os respondentes é a de que a ferramenta apresentada possibilita avaliar a sensibilidade da capacidade de pagamento em relação às incertezas modeladas, permitindo verificar o que acontecerá com a empresa em diversos cenários possíveis de ocorrer.

Sendo assim, as informações adicionais geradas pelas simulações, segundo os *experts*, propiciam para o decisor uma maior segurança para avaliar a capacidade de pagamento das empresas e, conseqüentemente, o risco de crédito associado ao financiamento solicitado pela mesma.

3.2 – Avaliação quantitativa do modelo

O objetivo da presente seção é discutir e propor um ou mais indicadores que sejam capazes de sintetizar a capacidade de pagamento de uma empresa. Utilizando como base os resultados gerados para a amostra como um todo, foram analisadas algumas estatísticas fornecidas pelo modelo de simulação construído, fazendo uso de algumas situações reais ocorridas.

Posteriormente, é realizada a análise de correlação evidenciada anteriormente, relacionando estatísticas geradas pelas simulações e as duas variáveis apontadas pelo estudo de Martins (2003).

3.2.1 – Estatísticas selecionadas

a) Confiabilidade

A primeira estatística estudada foi o nível de confiabilidade, visto que, no presente caso, ela indica o número de cenários em que a empresa apresenta capacidade de pagamento superior a um determinado parâmetro utilizado como referência. Assim, quanto maior o percentual de cenários acima desse balizador, mais forte seria a capacidade financeira da empresa em quitar suas dívidas.

Essa medida, no entanto, apresenta um problema básico, qual seja o de não levar em consideração a posição e a dispersão da distribuição. Desse modo, não é possível diferenciar empresas que possuem um mesmo nível de confiabilidade para seus índices de cobertura.

Por exemplo, no caso extremo, empresas que apresentassem um nível de confiabilidade de 100% seriam consideradas iguais do ponto de vista de capacidade de pagamento, mesmo que tivessem distribuições de probabilidade diferentes no que diz respeito à posição, à dispersão ou a ambas. Do mesmo modo, tal problema ocorreria para duas empresas que apresentassem um outro nível qualquer de confiabilidade. As distribuições abaixo ilustram esse problema.

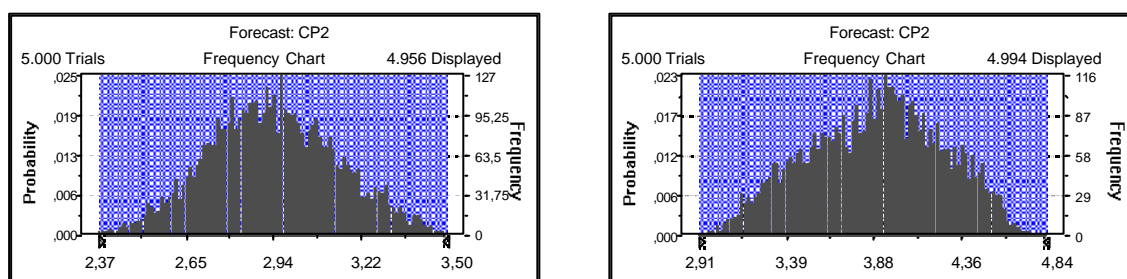


Figura 17 – Comparação entre distribuições de probabilidade de duas empresas (2º ano de amortização)

Como pode ser visto, as duas empresas apresentam um nível de confiabilidade máximo. No entanto, suas distribuições possuem características diferentes, o que pode evidenciar que as duas empresas não devam ser tratadas da mesma forma sob o enfoque de capacidade de pagamento.

Esse problema relatado, é válido dizer, independe do parâmetro de referência escolhido, tratando-se de um problema de definição da estatística.

Seja qual for o parâmetro que se utilize, o nível de confiabilidade informará o percentual de cenários abaixo e acima desse valor, mas não mostrará como estarão distribuídos esses cenários.

Um outro exemplo encontrado também está associado especificamente ao fato da medida em análise não levar em consideração a variabilidade do índice de cobertura. Uma empresa poderia ter um índice de confiabilidade relativamente baixo e, ao mesmo tempo, possuir uma variabilidade baixa no seu índice de cobertura, como é o caso da empresa 8 da amostra, cuja distribuição de probabilidade é disposta a seguir.

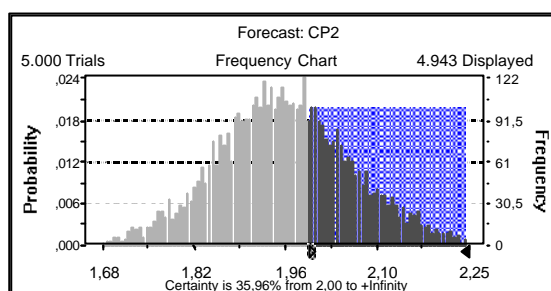


Figura 18 – Distribuição de probabilidade da empresa 8 (2^a ano de amortização)

Como pode ser observado, essa empresa possui um nível de confiabilidade de 36%, o que poderia indicar que a empresa não possui uma capacidade de pagamento adequada. Contudo, a variabilidade verificada para o índice de cobertura é relativamente baixa. Na verdade, essa empresa apresentou o segundo menor desvio-padrão para os dois primeiros anos de amortização, o que pode ser um indicador de que a empresa apresentará uma capacidade de pagamento adequada, mesmo em cenários desfavoráveis.

Esse caso, no entanto, de modo diverso do anterior, depende do parâmetro de referência adotado, bem como da flexibilidade existente dentro da instituição para tratar de situações em que o parâmetro definido não é atingido. Além disso, depende do problema de decisão em questão. No presente caso, diversos fatores são considerados em uma análise de crédito, e o fato de que uma determinada empresa não atenda ao índice de cobertura para um ou mais anos de amortização pode ser considerado como pouco relevante.

Independentemente disso, apesar de reconhecer a importância dessa estatística gerada pela simulação, entende-se que ela não deve ser

considerada de forma isolada como uma medida de capacidade de pagamento da empresa. Pelos problemas levantados acima, chega-se a outros candidatos possíveis, a média e o desvio-padrão do índice de cobertura.

b) Média

No que diz respeito à utilização da média, esta estatística, sem dúvida, fornece um indicativo acerca da capacidade da empresa de gerar caixa e pagar seus compromissos. Pode-se dizer que, em geral, dada uma variabilidade constante, quanto maior for a média observada do índice de cobertura, mais forte será a capacidade de pagamento da empresa.

No entanto, enquanto medida de tendência central, a média também não contempla a variabilidade dos dados. Sendo assim, a comparabilidade entre empresas que possuem a mesma média resulta prejudicada.

Além disso, poderia perfeitamente ocorrer que uma empresa com índice de cobertura igual a 2,00 para um determinado ano fosse considerada mais forte em termos de capacidade de pagamento do que outra empresa que apresentasse uma média de 2,50, mas com uma variabilidade consideravelmente superior.

Desse modo, embora a média forneça uma medida relevante de posição, ela não pode ser considerada de forma isolada para avaliar a capacidade de pagamento de uma empresa.

c) Desvio-padrão

Essa estatística fornece a variabilidade observada no índice de cobertura, mostrando como a geração de caixa da empresa é afetada pelas incertezas modeladas. De modo geral, tomando duas empresas com a mesma média, quanto menor for o desvio-padrão do índice de cobertura, menor será o impacto das incertezas sobre a capacidade de pagamento da empresa.

No entanto, o desvio-padrão isoladamente não é capaz de informar a capacidade de geração de caixa de uma empresa. Tomando o exemplo das empresas 7 e 16 da amostra utilizada, pode-se ver o porquê dessa afirmação. Ambas empresas possuem, para o segundo ano de amortização, um desvio-padrão de 0,37. No entanto, enquanto a primeira apresenta uma média igual a 2,60, a segunda possui média de 3,89.

Ou seja, a utilização do desvio-padrão como medida única de capacidade de pagamento estaria classificando da mesma forma empresas que possuem diferenças perceptíveis, seja na disponibilidade líquida gerada ou no estoque de dívida possuído.

d) Coeficiente de variabilidade

Como visto acima, tanto a média quanto o desvio-padrão fornecem informações relevantes acerca da capacidade de pagamento de uma empresa. No entanto, também é verdade que as duas estatísticas anteriores apresentam restrições no que diz respeito ao seu uso de forma isolada para mensurar essa capacidade.

Sendo assim, a utilização de uma combinação das duas pode propiciar, no que se refere à capacidade de pagamento, uma melhor discriminação entre as empresas em análise. Uma dessas combinações é o coeficiente de variabilidade, dado pelo quociente entre o desvio-padrão e a média.

Pelo visto acima, quanto melhor a média, mais forte seria a capacidade de pagamento de uma empresa. Se, adicionalmente a isso, tal empresa tivesse um índice de cobertura com variabilidade baixa, menos incerta seria a realização do seu fluxo de caixa projetado. Nesse caso específico, a empresa teria um coeficiente de variabilidade baixo, o que poderia indicar que quanto menor fosse essa estatística, mais forte seria a capacidade de geração de caixa da empresa.

No entanto, também por suposição, seria possível que uma empresa apresentasse média e desvio-padrão inferiores aos da empresa anterior, de modo que a relação entre os desvios-padrão fosse maior do que a relação entre as médias. O resultado seria que a primeira empresa teria um coeficiente de variabilidade maior do que a segunda, mas não necessariamente seria considerada como sendo inferior em termos de capacidade de saldar suas dívidas.

As empresas 8 e 9 da amostra ilustram essa hipótese. A empresa 8 possui, no segundo ano de amortização, média e desvio-padrão respectivamente iguais a 1,96 e 0,11, enquanto a empresa 9 apresenta valores iguais a 6,05 e 1,37 para as mesmas estatísticas. Os coeficientes de variabilidade, portanto, são iguais a 0,06 e 0,23 respectivamente.

Desse modo, parece ser difícil especificar um sinal, positivo ou negativo, relacionando esse indicador à capacidade de pagamento da empresa. Além disso, deve-se ressaltar que essa é apenas uma das possíveis combinações que podem ser feitas entre a média e o desvio-padrão, e que, como tais estatísticas podem não ter a mesma relevância para a avaliação da capacidade de pagamento das empresas, o fato de dar pesos iguais para ambas, como está implícito no coeficiente de variabilidade, pode não ser um procedimento adequado.

e) Mínimo

O valor mínimo, que indica o índice de cobertura mínimo alcançado por uma empresa em determinado ano, mostra o impacto sobre a variável de saída quando da ocorrência do pior cenário gerado pela simulação. Pode-se supor que, em geral, quanto maior for essa estatística, mais forte será a capacidade de pagamento da empresa.

No entanto, para fins de comparação entre empresas, não se pode afirmar que uma proponente possui capacidade de pagamento mais forte do que outra apenas pela análise dos valores mínimos associados às simulações realizadas para cada uma delas.

Uma empresa pode apresentar valor mínimo considerado baixo combinado com pequena variabilidade, de modo que o índice de cobertura esteja abaixo do parâmetro de referência em todos os cenários. Outra proponente, mesmo possuindo um valor mínimo inferior ao da primeira, poderia possuir uma melhor situação em termos de capacidade de pagamento em razão de possuir uma variabilidade maior no seu índice de cobertura.

f) Máximo

O valor máximo fornecido pela simulação indica o maior índice de cobertura atingido pela empresa em determinado ano, mostrando, portanto, o valor resultante do cenário mais favorável à empresa do ponto de vista da geração de caixa. Do ponto de vista do credor, essa informação não é julgada como sendo muito relevante, visto que, para a aferição do risco de crédito de uma determinada empresa, é mais interessante saber o que acontecerá com a empresa em caso de situações desfavoráveis.

Além disso, o fato de uma empresa apresentar um valor máximo relativamente alto pode significar, em alguns casos, que a variabilidade do índice de cobertura também seja elevada, o que poderia evidenciar que a empresa teria problemas caso enfrentasse cenários adversos. Isso ocorreu, por exemplo, no caso da empresa 3 da amostra.

O valor máximo apurado para a referida empresa foi de 5,71, um índice aparentemente bastante alto. No entanto, seu desvio-padrão, igual a 0,86, foi um dos maiores observados para a amostra estudada, o que fez com que 26% dos cenários gerados para o segundo ano de amortização ficassem abaixo do parâmetro de referência utilizado. Desse modo, a análise restrita ao valor máximo pode, em determinados casos, dar origem a uma falsa impressão acerca da capacidade de pagamento da empresa.

3.2.2 – Análise de Correlação

Tendo apresentado e analisado os indicadores selecionados, foi realizada a análise de correlação mencionada no início do capítulo, relacionando as estatísticas descritas acima e as duas variáveis apontadas por Martins (2003). Essa análise contemplou as 30 empresas da amostra apresentada anteriormente.

Para os indicadores gerados pelas simulações, optou-se por utilizar aqueles referentes ao segundo ano de amortização, por se entender que este representa, no modelo utilizado, o período mais crítico para a avaliação da capacidade de pagamento das empresas. As razões para desconsiderar os demais anos são dispostas a seguir.

No primeiro ano de pagamento do principal, existe uma distorção relacionada ao número de parcelas pagas pelas empresas, dado que o período de carência termina para as mesmas em diferentes pontos desse período. Desse modo, uma empresa pode ter encerrada sua carência no final do período, de forma a amortizar uma quantia relativamente pequena no primeiro ano, ao passo que outra empresa pode iniciar o pagamento no início do período, saldando um montante mais significativo do seu financiamento.

Já no que diz respeito aos demais anos, conforme observado, as projeções de receita são geralmente mantidas constantes e as informações sobre exigibilidades são escassas, visto que, em muitos casos, não é possível

prever os financiamentos a serem realizados posteriormente. Desse modo, observa-se um aumento do índice de cobertura em relação aos anos anteriores, o que não significa que as empresas possuem uma capacidade de pagamento maior, mas sim que a incerteza aumenta à medida que o tempo passa.

Uma síntese dos resultados das simulações para o segundo ano de amortização, utilizados para a análise realizada, encontra-se disposta no Anexo D.

Com relação às variáveis propostas pelo estudo supramencionado, fez-se uso das informações contidas nos demonstrativos contábeis mais recentes utilizados no processo de análise. Tendo dito isso, procedeu-se à análise de correlação, iniciando-a pela utilização da variável que relaciona endividamento bancário de curto prazo e ativo circulante. As tabelas a seguir mostram os resultados obtidos, indicando, respectivamente, a associação entre os valores brutos das variáveis e entre os ordenamentos das mesmas.

Tabela 20 – Correlação de Pearson entre Endividamento bancário sobre Ativo Circulante (ENDAC) e indicadores selecionados das simulações

	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo	Confiabilidade	ENDAC
Média	1,00						
DP	0,36**	1,00					
CV	-0,22	0,75**	1,00				
Mínimo	0,73**	-0,31*	-0,80**	1,00			
Máximo	0,87**	0,77**	0,26*	0,31*	1,00		
Confiabilidade de	0,49*	0,13	-0,35**	0,49**	0,33**	1,00	
ENDAC	-0,20	-0,09	-0,05	-0,17	-0,21	-0,21	1,00

** correlação significativa a 1%

* correlação significativa a 5%

Tabela 21 – Correlação de Spearman entre Dívidas bancárias sobre Ativo Circulante e indicadores selecionados das simulações

	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo	Confiabilidade	ENDAC
Média	1,00						
DP	0,39*	1,00					
CV	-0,17	0,76**	1,00				
Mínimo	0,63*	-0,32*	-0,78**	1,00			
Máximo	0,70**	0,86**	0,46**	0,04	1,00		
Confiabilidade de	0,87**	0,08	-0,40**	0,77**	0,38**	1,00	
ENDAC	-0,21	-0,18	-0,11	-0,19	-0,26	-0,33	1,00

** correlação significativa a 1%

* correlação significativa a 5%

Pode-se observar que a variável em questão não apresentou correlação com nenhum dos indicadores a 5% de significância, tanto quando se utilizam valores brutos, como também quando se faz uso dos ordenamentos das variáveis. Em contraste, quando se utiliza a outra variável proposta por Martins (2003), os resultados são diferentes, conforme mostram as tabelas abaixo.

Tabela 22 – Correlação de Pearson entre Rentabilidade sobre Patrimônio Líquido (RPL) e indicadores selecionados das simulações

	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo	Confiabilidade	RPL
Média	1,00						
DP	0,36**	1,00					
CV	-0,22	0,75**	1,00				
Mínimo	0,73**	-0,31*	-0,80**	1,00			
Máximo	0,87**	0,77**	0,26*	0,31*	1,00		
Confiabilidade de	0,49*	0,13	-0,35**	0,49**	0,33**	1,00	
RPL	0,46*	-0,07	-0,28	0,54**	0,27	0,45*	1,00

** correlação significativa a 1%

* correlação significativa a 5%

Tabela 23 – Correlação de Spearman entre Retorno sobre Patrimônio Líquido e indicadores selecionados das simulações

	Média	DP	CV	Mínimo	Máximo	Confiabilidade	RPL
Média	1,00						
DP	0,39*	1,00					
CV	-0,17	0,76**	1,00				
Mínimo	0,63*	-0,32*	-0,78**	1,00			
Máximo	0,70**	0,86**	0,46**	0,04	1,00		
Confiabilidade de	0,87**	0,08	-0,40**	0,77**	0,38**	1,00	
RPL	0,37	0,06	-0,08	0,37	0,16	0,44*	1,00

** correlação significativa a 1%

* correlação significativa a 5%

Pelos resultados mostrados acima, pode-se verificar que existem correlações estatisticamente significativas entre alguns indicadores gerados pela simulação e a variável de retorno sobre o capital próprio.

Quando se considera o coeficiente de correlação de Pearson, chega-se a três indicadores que possuem associação linear estatisticamente significativa com a variável em análise. Desses três, o valor mínimo foi a estatística que apresentou o maior grau de correlação com o retorno sobre o patrimônio líquido, sendo tal relação significativa a 1%.

No entanto, essa estatística possui um alto grau de correlação com a média, outro indicador que apresentou um grau de correlação significativo com

a variável em estudo. Desse modo, essas duas variáveis possuem um padrão de associação semelhante, o que pode indicar que se trata de variáveis redundantes.

Por fim, o terceiro indicador significativo foi o nível de confiabilidade. Essa estatística, que representa o percentual de cenários com capacidade de pagamento superior a 2, também apresentou significância estatística ao se utilizar o coeficiente de correlação de Spearman, o que não ocorreu com as demais variáveis.

Desse modo, tomando por base o indicador de rentabilidade sobre patrimônio líquido, há evidências de que existe uma associação positiva estatisticamente significativa entre as estatísticas mencionadas acima e a capacidade de pagamento da empresa. Sendo assim, quanto maior for o valor mínimo, a média e a confiabilidade, mais forte será a capacidade da empresa em honrar seus compromissos, apresentando menor risco de crédito para o banco.

Os demais indicadores não apresentaram, individualmente, associações significativas com as duas variáveis utilizadas. Não é possível, portanto, estabelecer uma indicação qualitativa de sinal entre os indicadores contábeis utilizados e tais estatísticas – valor máximo, desvio-padrão e coeficiente de variabilidade.

Entretanto, isso não significa que os mesmos podem ou devam ser descartados quando da análise de uma empresa, uma vez que, em conjunto com outros indicadores, estes podem se mostrar relevantes, contribuindo para uma melhor avaliação por parte dos tomadores de decisão.

No mesmo sentido, os resultados obtidos através da realização desse estudo não permitem que se chegue a evidências conclusivas a respeito de quais são os indicadores mais relevantes fornecidos pelas simulações. Contudo, com base na análise feita e nos resultados apresentados, pode-se indicar a média, o valor mínimo e a confiabilidade como medidas potenciais da capacidade de pagamento de uma empresa e, conseqüentemente, de mensuração do risco de crédito. Quando analisadas conjuntamente, podem fornecer uma boa noção acerca da habilidade em gerar caixa por parte da empresa.

3.3 – Recomendações e sugestões para trabalhos posteriores

Tendo em mente o que foi exposto nas seções anteriores, o modelo construído parece ser adequado e confiável no que diz respeito à avaliação da capacidade de pagamento das empresas.

Do ponto de vista da análise qualitativa, os *experts* consultados consideraram que o modelo foi construído com base em premissas julgadas adequadas. Esse resultado já era esperado, visto que o trabalho foi desenvolvido dentro de uma instituição e, sendo assim, reflete a cultura de crédito presente na mesma. Desse modo, muitas das definições que servem de base para o presente são, de fato, resultantes da vivência do autor no ambiente de pesquisa.

No entanto, entende-se que a apresentação dessas premissas e, de forma geral, do modo como o processo de simulação foi conduzido, constituem-se em contribuições significativas do presente trabalho para a discussão acadêmica e profissional na área de estudo.

Além disso, a avaliação dos resultados gerados pela aplicação do modelo a uma amostra de 30 casos reais conferiu ao modelo uma evidência favorável de que o mesmo possa ser considerado adequado e consistente. A apreciação favorável do modelo foi ratificada pelo fato de que o mesmo já foi utilizado como subsídio para a tomada de decisão de uma operação de crédito, tendo sido sua aplicação solicitada formalmente pelo Comitê de Crédito da instituição em que a pesquisa foi realizada.

Diante de tais evidências, entende-se que o modelo construído tenha condições de ser utilizado efetivamente no processo de análise de crédito. Adicionalmente, sugere-se que esse modelo seja aplicado a todos os casos de financiamentos de empresas do setor industrial que tenham por objetivo a expansão de suas atividades, e não apenas em casos pontuais solicitados pelos comitês de crédito.

A razão para tal é que somente a utilização de forma generalizada do modelo poderá fornecer subsídios para que o mesmo seja incorporado à cultura de crédito da instituição financeira. Nesse sentido, duas vantagens julgadas significativas podem ser vislumbradas de imediato.

Primeiro, o funcionamento do modelo e os resultados gerados por ele passam a ser mais bem compreendidos, permitindo que possíveis falhas sejam

apontadas e que o modelo seja, conseqüentemente, aperfeiçoado. No que tange especificamente aos resultados, passa-se a desenvolver, para cada uma das estatísticas geradas, uma noção qualitativa acerca dos números apresentados.

Segundo, a aplicação generalizada do modelo viabiliza a geração de uma massa de dados que possa vir a ser trabalhada e analisada posteriormente, permitindo que se defina, de forma quantitativa, uma parametrização para as estatísticas geradas pelas simulações, entre elas a média, o valor mínimo e a confiabilidade, apontadas na seção anterior como potenciais indicadores de capacidade de pagamento de empresas.

A construção dessa base de dados possibilita, por exemplo, que seja realizado um estudo como o de Altman (1968), utilizando uma amostra de empresas adimplentes e inadimplentes, testando algumas estatísticas de capacidade de pagamento e verificando se as mesmas auxiliam a discriminar tais empresas.

Desse modo, poder-se-ia verificar se as estatísticas sugeridas no presente trabalho são aquelas que possuem maior capacidade para avaliar as empresas. Além disso, poderia ser construído um índice ponderado que levasse em consideração essas e outras estatísticas geradas pelas simulações, bem como o peso relativo das mesmas.

Com a realização de um estudo desse tipo, o modelo construído no presente trabalho e os resultados aqui apresentados seriam submetidos a um teste quantitativo mais robusto, permitindo que se chegasse a evidências mais conclusivas a respeito de sua eficácia.

Seria interessante, adicionalmente, replicar a essa amostra estudos realizados com enfoque na utilização de indicadores contábeis. Desse modo, seria possível comparar a eficácia dos dois tipos de modelos quanto à previsão de inadimplência. Um modelo geral poderia ser construído, contendo tanto variáveis de geração de caixa quanto indicadores extraídos dos demonstrativos contábeis das empresas.

Com base nos resultados de um estudo como esse, seria possível dispor de um modelo calibrado para a mensuração de risco de crédito das empresas, tanto em relação à avaliação de novos financiamentos quanto no

acompanhamento e gerenciamento do risco associado às operações em vigor das mesmas.

No que diz respeito especificamente ao gerenciamento do risco de crédito, comparações entre as projeções realizadas na análise e os valores realmente observados poderiam alimentar o sistema a cada período, indicando possíveis alterações na qualidade de crédito do cliente.

No entanto, para que isso seja realizado, como dito anteriormente, é necessário trabalhar com uma amostra grande de empresas em um horizonte de tempo razoável, uma vez que não se sabe, *a priori*, quais empresas apresentarão problemas relacionados à capacidade de honrar seus compromissos. Com base em um estudo dessa natureza, como mencionado anteriormente, seria possível confirmar se o modelo construído é eficaz no sentido de mensurar o risco de crédito existente em financiamentos de longo prazo.

Além de um estudo dessa natureza, sugere-se que se estude a implementação de alguns aperfeiçoamentos no modelo, descritos a seguir. Primeiro, uma forma de modelar de forma explícita o fator macroeconômico, de modo a avaliar o impacto de possíveis alterações conjunturais sobre a capacidade de pagamento das empresas. Segundo, a possibilidade de se inserir na modelagem alguma forma de correlação serial entre os fluxos de caixa de diversos períodos.

Finalmente, fica também como sugestão para trabalhos posteriores a verificação da viabilidade de uma extensão do modelo construído destinada à determinação de limites de crédito para empresas selecionadas. Tal incremento poderia ser implementando utilizando-se um parâmetro de referência para a confiabilidade e inserindo-se uma variável de decisão, que representaria o valor do limite a ser concedido.

Exemplificando, tomando como parâmetro de referência que uma empresa deve possuir confiabilidade de no mínimo 90% em todos os anos de amortização, e partindo da projeção de fluxo de caixa da mesma, poderia-se estabelecer o valor máximo de que essa empresa disporia de modo a atender a restrição definida.

Essa possível extensão do modelo poderia trazer às instituições credoras uma razoável economia de tempo no que diz respeito ao tempo

consumido pelo processo de análise de crédito. Essa ferramenta poderia agir como uma espécie de filtro, viabilizando uma maior agilidade no processo de empresas consideradas boas e rejeitando as empresas consideradas ruins, indicando que essas últimas deveriam passar uma análise mais detalhada.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho teve como enfoque o problema da decisão de crédito. Como à atividade de concessão de crédito está associado o risco de que a promessa de pagamento futura não seja realizada de acordo com as condições estabelecidas, essa decisão torna-se, na maioria dos casos, complexa.

Essa complexidade exige que instituições que concedem crédito realizem um processo detalhado de análise das empresas solicitantes de financiamentos, abrangendo uma série de aspectos. Um desses aspectos se refere à capacidade da empresa em gerar caixa suficiente para saldar seus compromissos futuros. Essa avaliação, por ser realizada com base em projeções, envolve incertezas, de modo que a utilização de uma técnica probabilística pode ser indicada.

Tendo isso em mente, buscou-se, com base na revisão da literatura existente e nas características particulares do problema de decisão em análise, construir um modelo de simulação destinado a avaliar a capacidade de pagamento de empresas. A partir das definições feitas, foi realizado um experimento aplicando o modelo construído a uma amostra de 30 empresas solicitantes de crédito, submetendo os resultados ao crivo de especialistas em decisão de crédito.

Com base na avaliação realizada por esses *experts*, pode-se afirmar que tanto a técnica de simulações, de modo geral, quanto o modelo construído foram considerados adequados para tratar as incertezas que envolvem o fluxo projetado de caixa de uma empresa. No que diz respeito especificamente ao modelo, foram validadas as hipóteses utilizadas para o seu desenvolvimento.

Dentre essas hipóteses, duas merecem uma menção especial. A primeira delas diz respeito ao agente considerado mais indicado para determinar os parâmetros necessários para o modelo. A idéia de que esse papel cabe ao técnico responsável pela análise econômico-financeira da empresa é divergente daquela observada no estudo de Souza (2004). Na instituição analisada pelo autor, existe uma área específica de avaliação de risco responsável por informar os parâmetros necessários para as simulações.

A outra definição se refere à definição da variável de saída utilizada. Em oposição ao mesmo modelo apresentado por Souza (2004), o presente estudo não faz uso do Valor Presente Líquido (VPL) como variável de saída. Alternativamente, propõe-se a utilização de um indicador de cobertura que relaciona, a cada período, a disponibilidade líquida gerada pela empresa e o seu montante de compromissos a pagar.

Essas diferenças de definição não significam, no entanto, que o presente modelo representa um aperfeiçoamento do modelo avaliado em Santos (2004), mesmo porque tais definições dependem da visão e da cultura de crédito de cada instituição. No entanto, entende-se que as concepções aqui adotadas podem levar a resultados diferentes, de modo que podem ser consideradas como contribuições desse trabalho para essa área de pesquisa.

Adicionalmente, a análise quantitativa realizada com as estatísticas geradas pelas simulações permitiu que se apontasse três indicadores como sendo potenciais medidas de capacidade de pagamento das empresas e, conseqüentemente, do risco de crédito que as mesmas representam para a instituição credora. Tais estatísticas foram a média, o valor mínimo e a confiabilidade, que no presente caso, representava o percentual de chance de que o índice de cobertura ficasse acima de 2, parâmetro de referência utilizado pelo banco onde o estudo foi realizado.

Com base nesses resultados, pode-se concluir que a utilização de um modelo de simulação constitui importante ferramenta de suporte para o problema de decisão de crédito. Tal ferramenta propicia informações relevantes para os tomadores de decisão, conferindo aos mesmos uma maior segurança para deliberar sobre a concessão ou não do crédito pretendido.

No entanto, como já evidenciado, o estudo realizado possui limitações e, desse modo, seus resultados e conclusões devem ser vistos com cautela. Embora o presente trabalho tenha trazido contribuições relevantes para o problema analisado, faz-se necessário a realização de estudos que verifiquem, *a posteriori*, com base em amostras de empresas adimplentes e inadimplentes, se as medidas potenciais indicadas aqui realmente possibilitam que as empresas sejam discriminadas com respeito a sua capacidade de pagamento.

Pelo exposto acima, pode-se concluir que o presente estudo trouxe contribuições para a análise do risco de crédito de empresas, tanto no que diz

respeito às definições utilizadas, como também no que se refere à sugestão de medidas potenciais para avaliar a capacidade de pagamento de empresas. Com base nisso, recomenda-se que o modelo desenvolvido passe a ser utilizado no processo de decisão de crédito, o que permitirá a criação de uma base de dados com os resultados gerados pelo mesmo. Tal base, por sua vez, viabilizará a realização de novos estudos e testes, vistos como necessários para trazer evidências mais robustas a respeito da eficácia do modelo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E. *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. Journal of Finance, September 1968; v. 23, nº 4, p. 589-609.
- Andrade, M. M. *Introdução à metodologia do trabalho científico*. 4. ed. São Paulo: Atlas, 1999.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL. Resolução 2.682/99. Brasília: 31.12.1999.
- BANCO REGIONAL DE DESENVOLVIMENTO DO EXTREMO SUL. Resolução 1.851. Porto Alegre: 1998.
- Barth, N. L. *Inadimplência: construção de modelos de previsão*. São Paulo: Nobel, 2004.
- BASLE COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *International Convergence of Capital Measurements and Capital Standards*. Switzerland: junho de 1998.
- Berni, M. *Operação e concessão de crédito: os parâmetros para a decisão de crédito*. São Paulo: Atlas, 1999.
- Bernstein, P.L. *Desafio aos Deuses – A Fascinante História do Risco*. 10ª edição. Rio de Janeiro: Campus, 1997.
- Bertucci, L. A., Guimarães, J. B., Bressan, V. G. F. *Condicionantes de adimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas* In: XXVII ENANPAD, 2003, Atibaia.
- Blatt, A. *Avaliação de risco e decisão de crédito: um enfoque prático*. São Paulo: Nobel, 1999.
- Borenstein, D. e Becker, J.L. *Validating decision support systems*. IN Encyclopedia of microcomputers, v. 26, suplemento 5. Nova Iorque: Marcel Dekker Inc., 2000.

- Borges, L. F. X., Bergamini Jr. S. *O risco legal na análise de crédito*. Revista do BNDES, V. 8, nº 16, p 215-260, Dezembro de 2001.
- Boyadjian, H.J., Warren, J.F. *Risks: reading corporate signals*. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 1987.
- Bruni, A.L., Famá, R., Siqueira, J.O. *Análise do risco na avaliação de projetos de investimento: uma aplicação do método de Monte Carlo*. Caderno de Pesquisa em Administração, v. 1, nº 6. São Paulo, 1º trimestre/1998.
- Caouette, J. B., Altman, E. I., Narayanan, P. *Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.
- Cardoso, M.A.S. *Rating de crédito: o papel das agências especializadas*. Cadernos discentes COPPEAD, 2000; nº 1, p. 92-104.
- Chaia, A.J. *Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro*. Dissertação (mestrado). São Paulo: Universidade de São Paulo, 2003.
- Cherobim, A.P.M.S., Famá, R. *Fluxo de caixa: o tratamento contábil e a informação gerencial*. IV SEMEAD (Seminários em Administração), FEA/USP, 1999.
- Clemen, R. T. *Making hard decisions: an introduction to decision analysis*. 2. ed. Belmont: Wadsworth, 1996.
- Correia Neto, J. F., Moura, H. J. de, Forte, S.H.C.A. *Modelo prático de previsão de fluxo de caixa operacional para empresas comerciais considerando os efeitos do risco, através do método de Monte Carlo*. Revista Eletrônica de Administração, Edição 27, v. 8, nº 3, julho de 2002.
- CREDIT SUISSE FINANCIAL PRODUCTS. *CreditRisk+: a credit risk management framework*. Credit Suisse Financial products, 1997.
- Crouhy, M., Galai, D., Mark, R. *A comparative analysis of current credit risk models*. Journal of Banking and Finance, vol. 24, p 59-117, 2000.
- Eifert, D. *Análise quantitativa na concessão de crédito versus inadimplência: um estudo empírico*. Dissertação (mestrado). Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.
- Esty, B. C. *Improved techniques for valuing large-scale projects*. Journal of Structured and Project Finance, Spring 1999; v. 5, nº 1, p. 9-25.
- Evans, J. R., Olson, D. L. *Introduction to simulation and risk analysis*. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

- Galli, O. C. *Uma proposta de metodologia para a determinação de uma distribuição de probabilidade que retrate o valor monetário da empresa*. Tese (Doutorado). Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.
- Gimenes, R.M.T., Uribe-Opazo, M.A. *Modelos multivariados para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional – LOGIT*. Caderno de Pesquisas em Administração, v.8, nº 3. São Paulo 3º trimestre/2001.
- Hale, R. *Credit analysis: a complete guide*. Nova Iorque: John Wiley & Sons, 1983.
- Hertz, D. B. *Risk analysis in capital investment*. Harvard Business Review, 1964; v. 57, n. 5, p. 169-181.
- Janot, M. M. *Previsão de insolvência bancária no Brasil: aplicação de diferentes modelos entre 1995 e 1998*. Dissertação (mestrado). Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-RJ), 1999.
- Jorion, P. *Value at Risk – a nova fonte de referência para o controle do risco de mercado*. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, 1998.
- JPMORGAN & COMPANY INCORPORATED. *CreditMetrics – Technical Document*. New York: Riskmetrics Group, 1997.
- Kanitz, S. *Como prever falências*. São Paulo: McGraw-Hill, 1978.
- Kelliher, C.F., Mahoney, L.S. *Using Monte Carlo Simulation to improve long-term investment decision*. The Appraisal Journal, Jan 2000; vol. 68, nº 1, p. 44-56.
- KMV. *Modelling default risk*. San Francisco: KMV, 1997.
- Law, A.M., Kelton, W.D. *Simulation modelling and analysis*. 3. ed. New York: McGraw-Hill: 2000.
- Lewellen W. G. e Long, M.S. *Simulation versus Single-Value Estimates in Capital Expenditure Analysis*. Decision Sciences, outubro/1972, p. 19-34.
- Marques, L. F. B. e Kloeckner, G. O. *Gerenciamento do risco de crédito: um modelo de mercado vs. normas do Banco Central do Brasil*. ENANPAD, 2001.
- Martins, M.S. *A previsão de insolvência pelo Modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras*. Dissertação (mestrado). Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2003.

- Mellome Jr., G., Eid Jr. Eid e Rochman, R.R. *Determinação das taxas de juros das debêntures no mercado brasileiro*. II Encontro Brasileiro de Finaças, IBMEC/RJ, 2002.
- Merton, R.C. *On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates*. Journal of Finance, junho/1974, p. 449-470.
- Monteiro, A.A.S. *Fluxos de caixa e capital de giro – uma adaptação do modelo de Fleuriet*. Anais do XVI Congresso Brasileiro de Contabilidade, 2002.
- Paiva, C. *Administração do risco de crédito*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1997.
- Perera, L. C. J. *Decisão de crédito para grandes corporações*. Tese (doutorado). São Paulo: Universidade de São Paulo, 1998.
- Prado, R., Bastos, N., Duarte Jr, A. *Gerenciamento de riscos de crédito em bancos de varejo no Brasil*. 2000: www.risco.org consultado em 22.10.2004.
- Rode, D. Fischbeck, P. e Dean, S. *Monte Carlo Methods for appraisal and valuation: a case study of a nuclear power plant*. Journal of Structured and Project Finance, 2001; v. 7, nº 3, p. 38-48.
- Rodrigues, R. N. *Avaliação de empresas em condições de risco*. Revista de Contabilidade, Ano VII, nº 23, março de 2003.
- Ross, S.A., Westerfield, R. e Jaffe, J.F. *Administração financeira*. São Paulo, Atlas, 2002.
- Santos Jr., E. R. *Entendendo a TJLP*. Nota técnica BRDE 01/2002, 2002.
- Santos, J. O. dos. *Análise de crédito: empresas e pessoas físicas*. São Paulo: Atlas, 2000.
- Saunders, A. *Medindo o risco de crédito – novas abordagens para Value at Risk e outros paradigmas*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.
- Schrickel, W. K. *Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2000.
- Securato, J.R. (Coord.) *Crédito – análise e avaliação do risco – pessoas físicas e jurídicas*. São Paulo: Saint Paul Institute of Finance, 2002.
- Silva, F. G. A. e. *Risco de crédito bancário e informação assimétrica: teoria e evidência*. Dissertação (mestrado). Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2004.

Silva, J. P. da. *Gestão e análise de risco de crédito*. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

____. *Análise financeira das empresas*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2001.

Souza, M. C. M. de. *Quantificação das incertezas na avaliação de projetos: o modelo utilizado na Agência de Fomento do Estado da Bahia*. Dissertação (Mestrado). Florianópolis, Universidade Federal de Santa Catarina, 2004.

Souza, M. S. de. *Fluxo de caixa: instrumento fundamental na análise de crédito*. Anais do XVI Congresso Brasileiro de Contabilidade, 2002.

Treacy, F. e Carey, M. *Credit risk rating at U.S. Banks*. New York: Federal Reserve Bulletin, november, 1998.

Vose, D. *Risk analysis: a quantitative guide*. 2. ed. Sussex: John Wiley & Sons Ltd., 2000.

Weston, J.F. e Brigham, E.F. *Fundamentos da administração financeira*. 10ª ed. São Paulo: Makron Books, 2000.

ANEXOS

ANEXO A – AMOSTRA DO ESTUDO

N	Fundação	Porte	Setor	Financiamento	Investimento
1	1978	Grande	Fabricação de rações balanceadas para animais	750.000,00	1.000.000,00
2	1993	Média	Beneficiamento de arroz e fabricação de produtos de arroz	221.228,00	594.810,00
3	1987	Pequena	Fabricação de móveis com predominância de madeira	130.672,00	186.675,00
4	1992	Pequena	Fabricação de embalagens de papelão	800.000,00	1.528.165,00
5	1996	Média	Fabricação de artigos de cutelaria	1.725.000,00	2.222.501,00
6	1985	Grande	Fabricação de máq. e equip. para agricultura, avicultura e obtenção de produtos animais	9.889.000,00	14.517.464,00
7	1985	Pequena	Fabricação de válvulas, torneiras e registros	322.973,00	358.859,00
8	1985	Média	Fabricação de artefatos estampados de metal	286.965,00	409.950,00
9	1987	Pequena	Produção de derivados de cacau e elaboração de chocolates, balas, gomas de mascar	1.142.000,00	1.590.635,00
10	1984	Média	Fabricação de artefatos diversos de plástico	960.000,00	1.200.000,00
11	1997	Média	Fabricação de biscoitos e bolachas	1.405.184,00	2.249.224,00
12	1990	Pequena	Fabricação de artigos de tecido de uso doméstico	400.950,00	772.200,00
13	1988	Pequena	Beneficiamento, moagem e preparação de outros produtos de origem vegetal	450.251,00	643.217,00
14	1982	Grande	Fabricação de fertilizantes	647.000,00	1.130.645,00
15	1965	Média	Fabricação de móveis com predominância de madeira	3.519.779,00	7.172.297,00
16	1989	Pequena	Fabricação de peças fundidas de ferro e aço	947.692,00	1.088.747,00
17	1974	Grande	Fabricação de madeira laminada e de chapas de madeira	6.500.000,00	8.125.000,00
18	1975	Média	Fabricação de material eletrônico básico	395.794,00	660.657,00
19	1999	Pequena	Fabricação de peças e acessórios para o sistema motor	1.291.226,00	1.668.415,00
20	1978	Pequena	Fabricação de artigos de vidro	1.968.000,00	2.443.565,00
21	1995	Pequena	Fabricação de equipamentos para distribuição e controle de energia elétrica	710.000,00	1.344.000,00
22	1965	Média	Desdobramento de madeira	3.912.000,00	4.840.000,00
23	1990	Pequena	Fabricação de outras máquinas e equipamentos de uso geral	750.000,00	833.300,00
24	1970	Pequena	Fabricação de peças fundidas de ferro e aço	352.094,00	1.202.405,00
25	1992	Pequena	Fabricação de tecidos de malha	161.000,00	231.441,00
26	1993	Pequena	Fabricação de madeira laminada e de chapas de madeira	2.500.895,00	3.515.076,00
27	1977	Grande	Fabricação de produtos cerâmicos	849.000,00	1.417.032,00
28	1998	Média	Fabricação de embalagens de plástico	2.240.000,00	2.800.000,00
29	1997	Pequena	Fabricação de artefatos diversos de plástico	1.066.800,00	1.519.114,00
30	1943	Grande	Fabricação de esquadrias de madeira, de casas de madeira pré-fabricadas, de estruturas	9.950.000,00	13.840.071,00

ANEXO B – RELATÓRIO DE CAPACIDADE DE PAGAMENTO

Empresa 20

1. Pressupostos (variáveis de entrada do modelo)

a) Primeiro ano de amortização

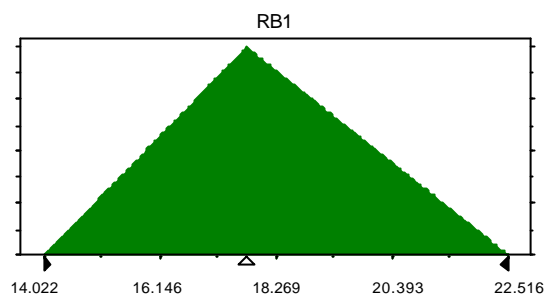
Receita bruta (em R\$ 1.000):

Distribuição: triangular

Valor mínimo: 14.022

Valor mais provável: 17.742

Valor máximo: 22.516



Variável	Valor mínimo	Valor mais provável	Valor máximo
CMV	7.530	9.528	12.092

b) Demais anos de amortização

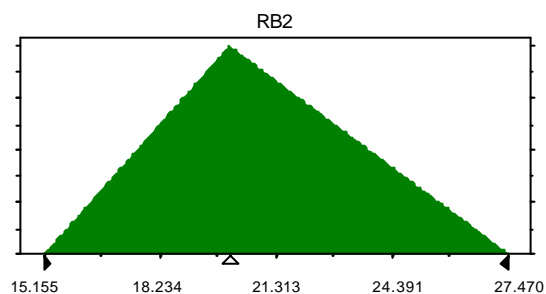
Receita bruta (em R\$ 1.000):

Distribuição: triangular

Valor mínimo: 15.155

Valor mais provável: 20.102

Valor máximo: 27.470



Variável	Valor mínimo	Valor mais provável	Valor máximo
CMV	8.138	10.795	14.752

2. Relacionamento entre as variáveis de entrada do modelo (correlação)

- Receita bruta e CMV: 0,96*

* Coeficiente de correlação calculado com base numa amostra de demonstrações contábeis de 163 empresas do setor industrial.

3. Resultado (variável de saída do modelo) – Especificação 1

a) Estatísticas do índice de cobertura

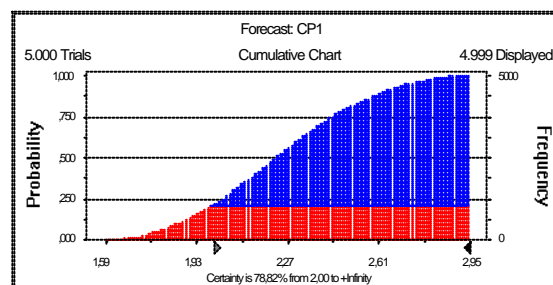
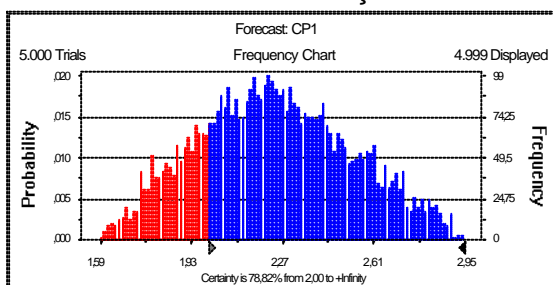
Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
Média	2,25	2,27	3,65	-	-
Mediana	2,23	2,24	3,60	-	-
Desvio-padrão	0,29	0,36	0,55	-	-
Valor mínimo	1,59	1,46	2,42	-	-
Valor máximo	2,95	3,14	5,05	-	-
Confiabilidade (em %)	79	75	100	-	-

b) Decis do índice de cobertura

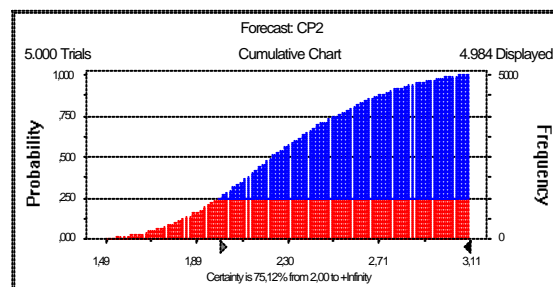
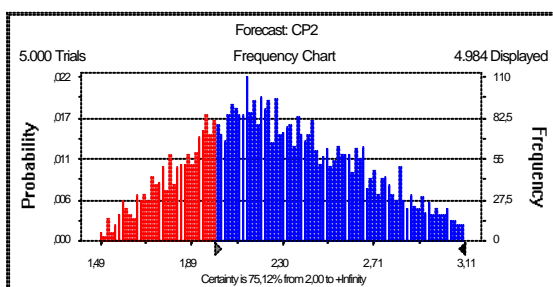
Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
0%	1,59	1,46	2,42	-	-
10%	1,87	1,80	2,95	-	-
20%	1,99	1,95	3,15	-	-
30%	2,07	2,06	3,32	-	-
40%	2,16	2,15	3,46	-	-
50%	2,23	2,24	3,60	-	-
60%	2,31	2,34	3,76	-	-
70%	2,40	2,46	3,95	-	-
80%	2,50	2,60	4,17	-	-
90%	2,64	2,77	4,43	-	-
100%	2,95	3,14	5,05	-	-

c) Histogramas do índice de cobertura

- Primeiro ano de amortização:



- Segundo ano de amortização:



4. Resultado (variável de saída do modelo) – Especificação 2

a) Estatísticas do índice de cobertura

Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
Média	2,25	2,25	3,64	-	-
Mediana	2,25	2,21	3,57	-	-
Desvio-padrão	0,44	0,54	0,84	-	-
Valor mínimo	0,97	0,59	0,92	-	-
Valor máximo	3,75	4,08	6,53	-	-
Confiabilidade (em %)	70	65	99	-	-

b) Análise do índice de cobertura nas caudas

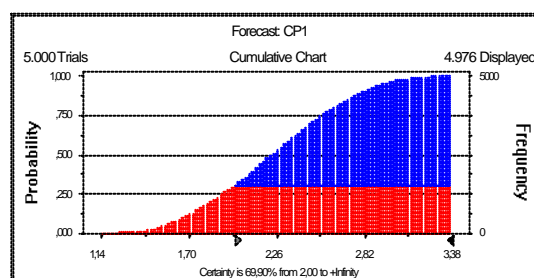
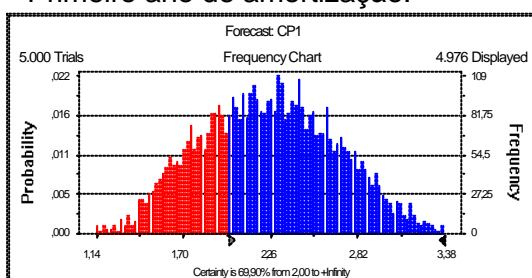
Estatística	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
0,0%	0,97	0,59	0,92	-	-
2,5%	1,45	1,32	2,18	-	-
5,0%	1,55	1,43	2,37	-	-
50,0%	2,25	2,21	3,57	-	-
95,0%	2,97	3,19	5,10	-	-
97,5%	3,10	3,34	5,32	-	-
100,0%	3,75	4,08	6,53	-	-
Cenários de incapacidade ¹ (%)	0,24	0,30	0,14		
Choque máximo ² (%)	11,46%	11,53%	-		

¹ Percentual de cenários em que o índice de cobertura é inferior a 1.

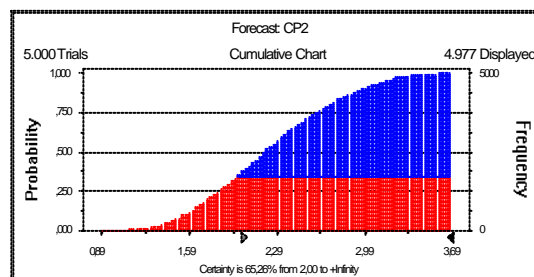
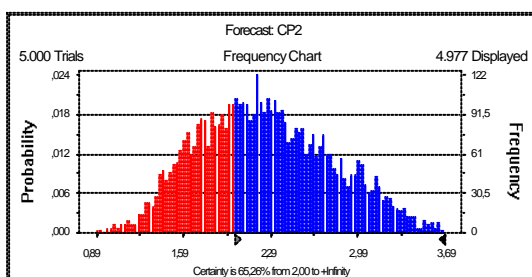
² Alteração percentual negativa na relação entre *Receita bruta* e *CPV* que permite à empresa manter um índice de cobertura igual a 1.

c) Histogramas do índice de cobertura

- Primeiro ano de amortização:



- Segundo ano de amortização:



ANEXO C – QUESTIONÁRIO DE AVALIAÇÃO DOS MODELOS

A – QUESTÕES DE AVALIAÇÃO DA COMPREENSÃO DO MODELO

1) Qual é a variável considerada como principal fonte de incerteza nos modelos?

2) Qual é o agente responsável pela informação dos parâmetros da principal incerteza?

3) Qual é a distribuição utilizada para modelar as incertezas nos modelos?

4) Qual é a variável de saída utilizada nos modelos?

5) Qual é a principal diferença entre os dois modelos propostos?

B - CONSTRUÇÃO DO MODELO

- Quanto ao problema de decisão **Sim** **Não**

1) A avaliação da capacidade de pagamento de uma empresa é o fator mais relevante numa análise de concessão de crédito? () ()

2) A projeção de fluxo de caixa é a ferramenta mais adequada para aferir a capacidade de pagamento de uma empresa? () ()

- Quanto às variáveis de entrada **Sim** **Não**

3) A *Receita Bruta* pode ser considerada como a principal fonte de incerteza numa projeção de fluxo de caixa? () ()

4) A distribuição de probabilidade associada à *Receita Bruta* parece ser adequada? () ()

5) O técnico responsável pela análise econômico-financeira da empresa é o agente mais indicado para determinar os parâmetros necessários para a variável *Receita Bruta*? () ()

6) A componente *Custo de Mercadorias Vendidas* parece ter sido modelada de forma adequada no modelo 2? () ()

- Quanto à variável de saída **Sim** **Não**

7) A escolha da variável de saída utilizada foi adequada? () ()

8) Seria adequado utilizar um indicador que retratasse a viabilidade do projeto na ótica da empresa, como o Valor Presente Líquido (VPL)? () ()

C - RESULTADOS

- Quanto à técnica de simulações **Sim** **Não**

9) De forma geral, a técnica de simulações parece adequada para avaliar a capacidade de pagamento das empresas? () ()

10) De forma geral, a técnica de simulações parece permitir que se utilize um parâmetro de referência para o índice de cobertura menor do que o atualmente usado? () ()

11) De forma geral, a utilização de simulações disponibiliza um conjunto de informações que permite uma maior segurança na decisão de crédito? () ()

- Quanto aos modelos **Sim** **Não**

12) Os modelos construídos parecem adequados para avaliar a capacidade de pagamento das empresas? () ()

13) Os modelos construídos disponibilizam um conjunto de informações que permite uma maior segurança na decisão de crédito? () ()

14) Na sua opinião, seria interessante dispor de uma ferramenta como um modelo de simulação estruturado em planilha nos Comitês de Crédito? () ()

ANEXO D – RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES**(Segundo ano de amortização)**

N	Confiabilidade	Média	Desvio-padrão	Coeficiente de variabilidade	Mínimo	Máximo
1	56,00	2,07	0,68	0,33	-0,97	4,90
2	100,00	4,52	0,28	0,06	3,68	5,61
3	74,00	2,53	0,86	0,34	-0,50	5,71
4	100,00	2,37	0,08	0,03	2,12	2,58
5	100,00	2,63	0,19	0,07	2,05	3,38
6	39,00	1,92	0,30	0,16	0,84	3,19
7	97,00	2,60	0,37	0,14	1,53	3,98
8	36,00	1,96	0,11	0,06	1,57	2,43
9	100,00	6,05	1,37	0,23	2,15	11,16
10	46,00	1,98	0,14	0,07	1,39	2,45
11	72,00	2,40	0,69	0,29	-0,39	4,77
12	78,00	2,22	0,29	0,13	0,99	3,35
13	90,00	3,30	1,01	0,31	-1,43	6,70
14	55,00	2,12	1,12	0,53	-2,91	6,39
15	100,00	2,94	0,22	0,07	2,18	3,78
16	100,00	3,89	0,37	0,10	2,71	4,84
17	74,00	2,87	1,52	0,53	-4,15	8,04
18	100,00	13,81	1,24	0,09	10,15	18,44
19	100,00	3,27	0,47	0,14	2,04	4,95
20	65,00	2,25	0,54	0,24	0,59	4,08
21	62,00	2,50	1,70	0,68	-4,95	9,91
22	100,00	3,92	0,31	0,08	2,74	4,85
23	28,00	1,94	0,11	0,05	1,60	2,60
24	97,00	2,65	0,19	0,07	1,92	3,24
25	100,00	5,86	0,31	0,05	3,58	7,54
26	100,00	3,05	0,42	0,14	2,01	4,56
27	18,00	1,20	0,51	0,43	-2,85	4,32
28	75,00	2,22	0,32	0,14	1,12	3,51
29	22,00	1,10	0,30	0,27	-2,15	3,19
30	40,00	1,81	0,21	0,12	0,54	2,85

CURRICULUM VITAE

1 – Dados Pessoais

- Endereço: Rua da República 525, ap. 601
- Telefone residencial: 32246259
- Telefone celular: 91059172
- E-mail: marcovb@terra.com.br

2 – Formação Acadêmica

- 2000 – Graduado em Ciências Econômicas
Universidade Federal do Rio Grande do Sul
- 2005 – Mestre em Administração de Empresas – ênfase em Contabilidade e Finanças
Universidade Federal do Rio Grande do Sul

3 – Prêmios e Distinções

- Recebeu láurea acadêmica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul pelo desempenho acadêmico no curso de graduação de Ciências Econômicas.
- Primeiro lugar no XIV Prêmio Conselho Regional de Economia – RS de Monografias.
- Menção honrosa no VIII Prêmio Brasil de Economia, na categoria Monografia de Graduação.

4 – Experiência Profissional

Trabalha desde abril de 2002 como analista de projetos no Banco Regional de Desenvolvimento do Rio Grande do Sul (BRDE), tendo sido admitido através de concurso público, no qual obteve o 1º lugar dentre os candidatos graduados em Ciências Econômicas.