



Universidade de Brasília
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e
Ciência da Informação e Documentação.
Departamento de Economia

MESTRADO EM GESTÃO ECONÔMICA DE NEGÓCIOS

**MODELAGEM ESTOCÁSTICA PARA
INTEGRAÇÃO DE CONTRATOS DE SEGUROS
EM RISCO OPERACIONAL**

LIGIA MARIA DE MENESES GUEDES

Brasília –DF
2006

LIGIA MARIA DE MENESES GUEDES

**MODELAGEM ESTOCÁSTICA PARA
INTEGRAÇÃO DE CONTRATOS DE SEGUROS
EM RISCO OPERACIONAL**

Dissertação apresentada à Universidade de Brasília, Departamento de Economia, para obtenção do título de Mestre em Gestão Econômica de Negócios

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Xavier Ywata de Carvalho

Brasília –DF
2006

FICHA CATALOGRÁFICA

Guedes, Ligia Maria de Meneses

Modelagem Estocástica para Integração de Contratos de Seguros em Risco Operacional / Ligia Maria de Meneses Guedes. Brasília: UnB / Programa de Pós Graduação em Economia, 2006. 70p.

Dissertação: Mestrado em Gestão Econômica de Negócios (Área Economia), 2006.

1. Risco Operacional 2. Seguro em Risco Operacional

I. Tese (Mestrado) – Universidade de Brasília – Programa de Pós Graduação em Economia

II. Título

Cessão de Direitos

Nome da Autora: Ligia Maria de Meneses Guedes

Título da Dissertação de Mestrado em Gestão Econômica de Negócios: Modelagem Estocástica para Integração de Contratos de Seguros em Risco Operacional.

Grau/Ano: Programa de Pós-Graduação em Economia, 2006.

A autora reserva direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito da autora.

LIGIA MARIA DE MENESES GUEDES

**MODELAGEM ESTOCÁSTICA PARA INTEGRAÇÃO DE
CONTRATOS DE SEGUROS EM RISCO OPERACIONAL**

Esta dissertação foi julgada e aprovada para a obtenção do grau de **Mestre em Gestão Econômica de Negócios do Programa de Pós-Graduação em Economia** da Universidade de Brasília, por intermédio do Centro de Investigação em Economia e Finanças. Banca Examinadora formada pelos professores:

Prof. Dr. Alexandre Xavier Ywata de Carvalho
Orientador

Prof. Dr. Tarcísio Barroso da Graça
Banca

Prof. Dr. Waldery Rodrigues Júnior
Banca

Brasília, 14 de novembro de 2006.

**Aos meus pais, Lourival e Lala, por tudo
que me proporcionaram para eu
chegar a este momento.**

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter-me dado forças para vencer este desafio.

Ao Prof.Dr. Alexandre Xavier Ywata de Carvalho pela orientação deste trabalho.

Ao Banco do Brasil – Diretorias de Finanças e de Gestão de Riscos – pelo apoio institucional à pesquisa.

Ao colega e amigo João Vagnes de quem recebi contribuições inestimáveis tanto na pesquisa quanto no decorrer do curso.

Ao companheiro Ricardo Rangel pelo apoio e contribuições nestes dois anos de estudo.

Aos colegas do Banco do Brasil pela colaboração prestada, especialmente a Chico Ferraz, Denísio Delfino, Luciana Ramos e Luciano Castro.

Um agradecimento especial aos amigos Carlos Amaral, Emília Soldateli e Pedro Nakamura pelo incentivo à realização deste curso.

Aos colegas e professores do Curso Gestão Econômica de Negócios e aos amigos e amigas que deram sentido a este período de estudo.

À Márcia Nalu pela sua habitual presteza na secretaria do curso.

SUMÁRIO

| | Página |
|--|--------|
| Agradecimentos | vi |
| Sumário | vii |
| Sumário de Tabelas | ix |
| Sumário de Gráficos e Figuras | x |
| Lista de Siglas e Abreviaturas | xi |
| Resumo | xii |
| Abstract | xiii |
| I. INTRODUÇÃO | |
| 1.1 Contextualização | 1 |
| 1.2 Relevância do Estudo | 3 |
| 1.3 Objetivo | 4 |
| 1.4 Estrutura da Dissertação | 4 |
| II. MODELOS DE RISCO OPERACIONAL | |
| 2.1 Visão Geral | 5 |
| 2.2 Modelagem Básica | 7 |
| 2.3 Estrutura de Dependência em Modelos Estocásticos | 7 |
| 2.4 Dependência Baseada em Modelo de Choque Comum | 8 |
| III. SEGURO | |
| 3.1 Visão Geral | 10 |
| 3.2 Integração dos Contratos de Seguros | 14 |
| 3.3 Perdas Líquidas após o Reconhecimento do Seguro | 15 |
| IV. FUNÇÕES DE DENSIDADE DE PROBABILIDADE E AGREGAÇÃO DAS DISTRIBUIÇÕES DE SEVERIDADE E DE FREQUÊNCIA | |
| 4.1 Função de Densidade de Probabilidade | 17 |
| 4.2 Métodos para Estimar Parâmetros | 19 |

| | | |
|---|--|----|
| 4.3 | Agregando as Distribuições de Severidade e de Freqüência | 20 |
| V. PROCEDIMNTOS METODOLÓGICOS | | |
| 5.1 | Banco de Dados | 22 |
| 5.2 | Estimação de Parâmetros | 23 |
| 5.3 | Seleção de Modelos | 23 |
| 5.4 | Agregando as Distribuições de Severidade e de Freqüência | 24 |
| 5.5 | Algoritmo de Aplicação dos Contratos de Seguro | 25 |
| 5.6 | Probabilidade da Seguradora Honrar o Seguro | 27 |
| 5.7 | Síntese dos Procedimentos Metodológicos | 28 |
| VI. RESULTADOS e DISCUSSÕES | | |
| 6.1 | Estimação de Parâmetros | 29 |
| 6.1.1 | Severidade | 29 |
| 6.1.2 | Freqüência | 33 |
| 6.2 | Simulações de Monte Carlo | 36 |
| 6.2.1 | Simulações Canal A | 39 |
| 6.2.2 | Simulações Canal B | 42 |
| 6.2.3 | Simulações Canal G | 45 |
| 6.2.4 | Simulações Canal P | 48 |
| VII. CONCLUSÕES | | 51 |
| VIII. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | | 55 |

SUMÁRIO DE TABELAS

| | | Página |
|-------------|---|---------------|
| TABELA 3.1 | Seguros Disponíveis para Risco Operacional | 13 |
| TABELA 3.2 | Produto de Seguro | 13 |
| TABELA 4.2 | Funções de Densidade de Probabilidade – Severidade | 18 |
| TABELA 4.3 | Funções de Densidade de Probabilidade – Freqüência | 19 |
| TABELA 6.1 | Estatísticas Descritivas – Severidade | 30 |
| TABELA 6.2 | Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal A | 31 |
| TABELA 6.3 | Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal B | 31 |
| TABELA 6.4 | Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal G | 32 |
| TABELA 6.5 | Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal P | 32 |
| TABELA 6.6 | Estatísticas Descritivas – Freqüência | 33 |
| TABELA 6.7 | Parâmetros e critérios de Informação – Freqüência – Todos Canais | 35 |
| TABELA 6.8 | VaR Operacional e Capital Econômico – Canal A | 42 |
| TABELA 6.9 | VaR Operacional e Capital Econômico – Canal B | 45 |
| TABELA 6.10 | VaR Operacional e Capital Econômico – Canal G | 48 |
| TABELA 6.11 | VaR Operacional e Capital Econômico – Canal P | 51 |

SUMÁRIO DE GRÁFICOS E FIGURAS

| | Página | |
|--------------|---|----|
| FIGURA 3.1 | Incorporação de Contratos de Seguro na Metodologia de Risco Operacional – Abordagem AMA | 15 |
| FIGURA 3.2 | Indenização e Perdas Liquidadas após o Reconhecimento do Seguro | 16 |
| FIGURA 5.1 | Algoritmo do Seguro | 27 |
| FIGURA 5.2 | Síntese dos Procedimentos Metodológicos Aplicados à Pesquisa | 29 |
| GRÁFICO 6.1 | Histogramas de Frequência – Todos Canais | 34 |
| GRÁFICO 6.2 | Análise Comparativa entre Dados Empíricos e Distribuições Teóricas | 36 |
| GRÁFICO 6.3 | Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal A | 40 |
| GRÁFICO 6.4 | Vetores de Diferenças – Canal A | 41 |
| GRÁFICO 6.5 | Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal B | 43 |
| GRÁFICO 6.6 | Vetores de Diferenças – Canal B | 44 |
| GRÁFICO 6.7 | Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal G | 46 |
| GRÁFICO 6.8 | Vetores de Diferenças – Canal G | 47 |
| GRÁFICO 6.9 | Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal P | 49 |
| GRÁFICO 6.10 | Vetores de Diferenças – Canal P | 50 |

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

| | |
|------|--|
| AIC | - <i>Akaike Information Criterion</i> - Critério de Informação de Akaike |
| AMA | - <i>Advanced Measurement Approach</i> - Método de Mensuração Avançada |
| BIC | - <i>Bayesian Information Criterion</i> - Critério de Informação de Bayesian |
| CDS | - <i>Credit Default Swap</i> - Troca de Risco de Crédito |
| EVT | - <i>Extreme Value Theory</i> - Teoria dos Valores Extremos |
| FDP | - Função de Densidade de Probabilidade |
| IS | - Importância Segurada |
| LDA | - <i>Loss Distribution Approach</i> - Método de Distribuição de Perdas |
| ML | - <i>Maximum Likelihood</i> - Máxima Verossimilhança |
| NACB | - Novo Acordo de Capital da Basiléia |
| TMS | - Taxa Média Selic |
| VaR | - <i>Value at Risk</i> - Valor em Risco |

RESUMO

O objetivo dessa pesquisa é explicitar a integração de contratos de seguros em modelos de risco operacional. Para tanto, a modelagem utiliza simulações de Monte Carlo para agregar as distribuições de severidade e de freqüência; e para estimar o VaR operacional, a perda média e o capital econômico. Essas medidas são obtidas sem e com a utilização de contratos de seguro. Com relação à severidade das perdas, as séries históricas estudadas foram modeladas pelas distribuições exponencial, log-normal e gamma, enquanto para a modelagem da freqüência a distribuição que melhor se ajustou aos dados empíricos foi a binomial negativa. Considerando as simulações que utilizam contrato de seguro, com franquia de valores mais baixos, constata-se que a modelagem apura um volume para o capital econômico inferior ao volume calculado nas simulações sem a utilização do seguro, indicando, portanto, que com o uso de seguro de risco operacional é possível alocar menos capital, para fazer frente às perdas inesperadas, dependendo do valor estipulado para a franquia.

Palavras-chave: Risco operacional, seguro, capital econômico.

ABSTRAC

The purpose of this research is to explicit the insurances contracts integration in operational risk models. The modeling uses Monte Carlo simulations to aggregate the distributions of severity and frequency, estimates the operational VaR, the average loss and the economic capital. These measures are obtained without and with the insurance contracts utilization. Regarding to the losses severity, the historical series studied was modeled by exponential, log-normal and gamma distributions while for the frequency modeling, the distribution that was better adjusted to the empirical facts was the negative binomial. Considering the simulations that uses insurance contract, with shorter value deductible, it can be observed that the modeling shows a volume for the economic capital lower than the volume calculated in the simulations without the insurance utilization, indicating, therefore, that by using the operational risk insurance is possible to allocate less capital for unexpected losses, depending on the value stipulated for the deductible.

Key-words: operational risk, insurance, economic capital.

I – INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

O Comitê de Basileia divulgou o Novo Acordo de Capital da Basileia (*The New Basel Capital Accord – NACB*), constante da publicação, de junho de 2004, *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*, apresentando significativas alterações, em relação ao Acordo subscrito em 1988, as quais contribuem para exigências de capital mais sensíveis ao risco.

Uma das principais inovações do NACB é a inserção de exigência de capital para fazer frente ao risco operacional, definido, em BIS (2001a), como “o risco de perda resultante de processos internos inadequados ou falhos, pessoas e sistemas ou de eventos externos”, incluindo o risco legal, mas não o estratégico e de reputação.

No que se refere ao risco operacional, o NACB especifica três abordagens¹ para capital regulatório,² sucessivamente mais complexas. Fundamentando-se nestas abordagens, as instituições financeiras estão desenvolvendo mecanismos de identificação e avaliação do risco operacional.

Espera-se que bancos internacionalmente ativos, bem como bancos com exposições significativas de risco operacional adotem uma abordagem mais

¹ Método do Indicador Básico – BIA, Método Padronizado – TSA e Método de Mensuração Avançada – AMA.

² Montante de capital próprio alocado para a cobertura de riscos, considerando apenas os parâmetros definidos pelo regulador.

sofisticada como a dos Métodos de Mensuração Avançada – *Advanced Measurement Approach* (AMA).

O NACB permite a aplicação de contratos de seguro, como mecanismo mitigador de risco, na apuração de risco operacional para as instituições financeiras que adotam como método de mensuração o AMA.

A utilização de seguro em risco operacional pode apresentar-se como um poderoso instrumento mitigador de risco pela mudança da distribuição das perdas brutas. Contudo, o impacto do seguro sobre o capital regulatório está sujeito a uma série de exigências qualitativas e metodológicas determinadas pelo regulador. Estas exigências podem ser segregadas em dois grupos: i) exigências formais relativas ao segurador e ao contrato; e ii) riscos residuais inerentes ao contrato de seguro.

As exigências formais compreendem, dentre outras, *status* legal do segurador, exigência de *rating* mínimo, estabelecimento de vigência residual e período mínimo para cancelamento dos contratos de seguros. Já os riscos residuais compreendem: i) risco de contraparte: risco do segurador *defaulting*, ii) risco de incerteza de pagamento: risco do segurador não honrar por completo a indenização devido a divergências entre a apólice do seguro e a atual medida de exposição do risco operacional da instituição financeira; e iii) risco de liquidez: associado ao risco de perdas adicionais resultantes do atraso de pagamento da indenização do seguro (Brandts, 2004).

1.2 Relevância do Estudo

O tópico seguro para risco operacional tornou-se de particular interesse para as instituições financeiras depois que o NACB instituiu uma demanda de capital para esse tipo de risco.

Atualmente, em termos de transferência de risco, seguro é o único instrumento a ser amplamente utilizado, não obstante a existência de algumas preocupações tais como: o seguro tradicional não abrange a natureza multidimensional do risco operacional; políticas tradicionais oferecidas pelas seguradoras são voltadas apenas para áreas de risco operacional muito específicas e limitadas; o mercado de seguros é muito fragmentado e coberturas não são uniformes (Cruz, 2002).

Apesar dessas preocupações iniciais, o NACB permite o reconhecimento do impacto mitigador do risco com a adoção de seguros de risco operacional. Logo, cresce a importância da pesquisa de modelagens quantitativas para fazer a integração dos contratos de seguros aos modelos de risco operacional, que utilizam como método de mensuração o AMA.

Apesar da importância e da oportunidade do tema, o estudo dessas modelagens, até o momento, encontra-se em estágio incipiente, carecendo, ainda, de pesquisas que venham a contribuir para a clarificação da utilização de seguros em risco operacional. Em tal contexto, a relevância desta pesquisa consiste, portanto, no enfoque de modelagem estocástica para integrar contratos de seguros

nos modelos de risco operacional, visando o reconhecimento do impacto mitigador do risco dos contratos de seguros.

1.3 Objetivo

Esta pesquisa tem como objetivo principal explicitar a integração de contratos de seguros em modelos de risco operacional. Apresentando, simulações da integração dos seguros para quatro séries históricas pertencentes à categoria de perda fraudes e roubos externos. Discute-se, também, a utilização dos contratos de seguros como mitigadores do risco operacional.

1.4 Estruturação da Dissertação

O restante desta dissertação está organizado em seis capítulos da seguinte forma: o capítulo II apresenta uma revisão dos modelos de risco operacional; o capítulo III é dedicado à abordagem de seguros, apresentando uma visão geral dos critérios para habilitação desse instrumento mitigador de risco no cálculo de capital do risco operacional; o capítulo IV trata das funções de distribuições de probabilidades e estimação de parâmetros; no capítulo V são detalhados os procedimentos metodológicos da pesquisa; o capítulo VI apresenta os resultados e discussões da pesquisa, mostrando numérica e graficamente os resultados das simulações estocásticas da integração dos contratos de seguro para quatro séries

de dados históricos da categoria de perdas fraudes e roubos externos; finalmente o capítulo VII apresenta a conclusão com sugestões para pesquisas futuras.

II MODELOS DE RISCO OPERACIONAL

2.1 Visão Geral

Em razão da insuficiência de dados históricos e, ainda, da pouca precisão no mapeamento das perdas operacionais,³ ainda não existe muita experiência com modelagem empírica de risco operacional.

Segundo Brandts (2004), três classes de modelos de risco operacional têm sido disponibilizadas por vários autores. A primeira é baseada em modelos estatísticos e dados históricos como o principal insumo para calibragem. Como exemplo, pode ser citado a abordagem de distribuição de perdas – *Loss Distribution Approach* – LDA [Cruz (2002), Frachot *et al* (2001), Frachot e Roncalli (2002) e Klugman *et al* (1998)] –, que é uma estimação paramétrica de uma distribuição de frequência e uma de severidade para tipos de perdas individuais e suas subseqüentes agregações, às quais podem ser incorporadas dependências por meio das funções de cópulas. Nessa abordagem também se inclui a modelagem de risco operacional via teoria de valores extremos (EVT), a qual corresponde a um ajuste apenas da cauda da distribuição dos dados originais, ressaltando o caráter pouco

³ De acordo com o Comitê da Basileia as perdas de risco operacional podem ser categorizadas em sete tipos de eventos específicos: 1) fraudes internas, 2) fraudes e roubos externos, 3) problemas trabalhistas, 4) falhas nos negócios, 5) danos ao patrimônio físico, 6) falhas em sistemas e 7) falhas em processos.

informativo que pode ter o interior da distribuição para ocorrências de baixíssima frequência.

Uma abordagem alternativa, proposta por Ebnöther *et al* (2001, 2002), é baseada em modelos de choque comum de Poisson tal como as aplicações para seguro e modelagens de risco de crédito discutidas por McNeil e Lidskong (2001). Nesse contexto, as frequências de eventos de perda individuais são determinadas por meio de choques comuns e idiossincráticos.

A segunda classe também emprega modelos estatísticos para quantificar o risco operacional, mas usa principalmente medidas qualitativas para calibragem do modelo. As características desses modelos são análises de cenários e *scorecards*, como proposto por Lawrence (2000). A terceira classe foca nos processos funcionais de modelagem de risco operacional. Processos funcionais são definidos e dependências são modeladas via interdependência de processos individuais. Representativo dessa classe é o modelo proposto por Alexander (2000), baseado nas convicções das redes Bayesian.

Embora essas classes de modelos tenham suas vantagens e desvantagens, os modelos estatísticos são mais flexíveis, podendo incorporar mais facilmente extensões adicionais, tais como o reconhecimento do seguro de risco operacional.

2.2 Modelagem Básica

Uma distribuição de perdas é caracterizada pela frequência e pela severidade. A distribuição de frequência descreve o número de perdas no tempo t , sendo representada por um processo de contagem $N(t)$. A distribuição mais popular segundo diversos autores é a distribuição de Poisson e uma escolha alternativa é a distribuição binomial negativa. Para eleger a distribuição de severidade várias distribuições são viáveis, como por exemplo: exponencial negativa, log-normal, gamma. O caso mais simples de agregação de perdas no tempo t segue um processo composto de Poisson da forma:

$$Y_t(x) = \sum_{l=1}^L \sum_{\tau=1}^{N_l(t)} x_{l,\tau}$$

que é gerado pela soma das severidades $x_{l,\tau}$ de todos os tipos de perda $l = \{1, \dots, L\}$ no tempo τ até t . Desconsiderando-se a potencial dependência entre os diferentes tipos de perdas, subestima-se a variância das perdas agregadas e a ocorrência de perdas em *clusters* (Brandts, 2004). No item 2.3, a seguir, são apresentadas abordagens de dependência para refinar o processo do risco antes da integração dos contratos de seguro.

2.3 Estrutura de Dependência em Modelos Estocásticos

Para Brandts (2004), embora a evidência empírica da dependência das perdas em risco operacional seja escassa, devido à insuficiência de dados por nível de perda, é, no mínimo, sensato assumir a existência da dependência na frequência

das perdas. Para McNeil e Lindskog (2001) é favorecida a suposição da existência de fortes razões, *a priori*, para acreditar que as frequências das perdas de diferentes tipos são dependentes.

Segundo Brandts (2004), para incorporar a estrutura de dependência em modelos estocásticos as seguintes abordagens são viáveis: modelo de choque comum, no qual as frequências de diferentes tipos de perda são dependentes na presença de choques comum e idiossincrático; dependência via cópulas onde a estrutura de correlação é originada da parametrização e escolha de uma cópula específica; e por fim o modelo de fator baseado na intensidade, o qual modela a intensidade da distribuição de frequência das perdas como uma combinação linear das intensidades dos fatores subjacentes. Essa abordagem é comumente utilizada para modelos de risco de crédito.

2.4 Dependência Baseada em Modelo de Choque Comum

A relevância do modelo de choque comum de Poisson na área de finanças, na modelagem de perdas de seguros e em particular na modelagem de risco de crédito foi enfatizada por McNeil e Lindskog (2001) e aplicada em risco operacional por Ebnöther *et al.* (2001, 2002) e por Brandts (2004).

Uma abordagem natural para modelagem desta dependência é assumir que todas as perdas podem ser relacionadas a uma série de choques independentes e subjacentes Ebnöther *et al.* (2001, 2002). Neste contexto, um choque pode ser

interpretado como um evento que potencialmente causa risco operacional. Para McNeil e Lindskog (2001), em seguro um choque pode ser uma catástrofe natural, na modelagem de risco operacional pode ser falha em vários sistemas de tecnologia da informação. Quando ocorre um choque, este pode causar perdas de diferentes tipos; um choque comum causa perdas de todos os tipos e estas são dependentes.

O modelo matemático, a seguir, é definido seguindo McNeil e Lindskog (2001). Suponha a existência de S diferentes tipos de choque e, para $s=1,\dots,S$ o processo de contagem $\{N^{(s)}(t), t \geq 0\}$ é um processo de Poisson com intensidade $\lambda^{(s)}$ registrando o número de choques do tipo s que ocorre em $(0,t]$. Assumindo que os processos de contagens destes choques são independentes e considerando L diferentes tipos de perdas, para $l=1,\dots,L$

$$\{N_l(t), t \geq 0\}$$

é o processo de contagem que registra a freqüência das perdas que ocorrem em $(0, t]$.

Na τ -ésima ocorrência de um choque do tipo s , uma variável Bernoulli $I_{l,\tau}^{(s)}$ indica se a perda do tipo l ocorre. Os vetores

$$I_{\tau}^{(s)} = (I_{1,\tau}^{(s)}, \dots, I_{L,\tau}^{(s)})'$$

para $\tau=1,\dots,N^{(s)}(t)$ são considerados independente e identicamente distribuídos em uma distribuição multivariada de Bernoulli. Usando a seguinte notação para a probabilidade marginal p -dimensional dessa distribuição

$P(I_{l1}^{(s)} = i_{l1}, \dots, I_{lp}^{(s)} = i_{lp}) = p_{i_{l1}, \dots, i_{lp}}^{(s)}(i_{l1}, \dots, i_{lp})$, $i_{l1}, \dots, i_{lp} \in \{0,1\}$, independente do processo de Poisson $\{N(t), t \geq 0\}$.

O processo de contagem para os choques e perdas é dado por:

$$N_l(t) = \sum_{s=1}^S \sum_{\tau=1}^{N^{(s)}(t)} I_{l,\tau}^{(s)}$$

O número total das perdas $N(t) = \sum_{l=1}^L N_l(t)$ não é Poisson, mas um composto

de Poisson. A soma dos S compostos independentes de Poisson distribuídos aleatoriamente podem ser escritos como:

$$N(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{s=1}^S \sum_{\tau=1}^{N^{(s)}(t)} I_{l,\tau}^{(s)}$$

As severidades x_l da perda do tipo l são extraídas da função de distribuição conjunta F_l . A perda agregada no modelo de choque comum é um processo composto de Poisson dado por:

$$Y(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{s=1}^S \sum_{\tau=1}^{N^{(s)}(t)} I_{l,\tau}^{(s)} x_{l,\tau}^{(s)}$$

III SEGURO

3.1 Visão Geral

A possibilidade de permitir o uso de contratos de seguro como mitigador do risco operacional tem sido foco de discussão, por alguns anos no Comitê da Basileia. O primeiro destaque sobre o tema consta no *Consultative Document Operational Risk* (2001), no qual o Comitê indica que irá trabalhar com a indústria de seguros e com outras técnicas de mitigação de risco (Ong, 2005).

O seguro tem o efeito de diminuir o desvio-padrão (perdas inesperadas) associado às perdas decorrentes de sinistros individuais. No entanto, pode aumentar as perdas esperadas associadas ao sinistro por causa do carregamento do prêmio (Marshall, 2001).

De acordo com Basel Committee (2004) e Ong (2005), o reconhecimento do seguro como mitigador de risco operacional somente será adotado em instituições financeiras que utilizarem como metodologia de mensuração desse tipo de risco o Método de Mensuração Avançada – AMA e será limitado a 20% do capital regulatório.

A seguir, apresentam-se os critérios para habilitação do uso de seguros no cálculo de capital de risco operacional (European Commission, 2002 e Basel Committee, 2004):

- a seguradora deve possuir no mínimo *rating* A ou equivalente para capacidade de pagamento de sinistros;
- a apólice deve ter vigência de, no mínimo, um ano. Para apólices com vigência residual inferior a um ano, a instituição financeira deve fazer provisões adequadas que reflitam a vigência residual em declínio da apólice, até uma provisão para perdas total de 100% para apólices com vigência residual de 90 dias ou menos;

- a apólice deve ter um período de aviso mínimo de 90 dias para cancelamento;
- a apólice não deve ter exclusões ou limitações;
- deve existir mapeamento explícito entre a apólice e o risco operacional exposto;
- o seguro deve ser fornecido por terceiros. No caso de seguros fornecidos por meio de controladas e coligadas, a exposição tem de ser transferida para uma empresa terceirizada, por exemplo, por meio de resseguro, que cumpra os critérios de qualificação;
- a instituição financeira deve divulgar uma descrição de seu uso de seguro para fins de diminuir o risco operacional; e
- a estrutura para reconhecimento do seguro deve ser bem fundamentada e documentada.

No quadro a seguir, são apresentados os seguros disponíveis para riscos operacionais no mercado internacional:

TABELA 3.1 Seguros Disponíveis para Risco Operacional

| Eventos | | Manifestação da perda | Perda de recursos | Restituição | Responsabilidade legal | Perda ou dano de ativos |
|---------|--|-----------------------|-------------------|-------------|------------------------|-------------------------|
| Fatores | Tipo de evento | | | | | |
| Pessoal | Ato fraudulento de funcionário | | BBB | BBB | BBB | |
| | Atividade não autorizada | | BBB / TNA | BBB / TNA | BBB / TNA | |
| | Práticas trabalhistas | | | PPT | PPT | |
| Sistema | Falha de hardware | | | | | I |
| Externo | Dano à propriedade • desastre natural | | | | | I |
| | Dano à propriedade • vários | | | | | I |
| | Falsificação | | BBB | | | |
| | Crime cibernético | | CC | | | |
| | Processo judicial | | | RC | RC | |

Fonte: *Bank of Japan*

TABELA 3.2 Produto de Seguro:

| | | | |
|-----|--------------------------------|----|--------------------------|
| BBB | <i>Bankers' Blanket Bond</i> | CC | Crime computacional |
| TNA | <i>Trading não-autorizado</i> | I | Incêndio, alagamento etc |
| PPT | Passivo de prática trabalhista | RC | Responsabilidade civil |

3.2 Integração dos Contratos de Seguros

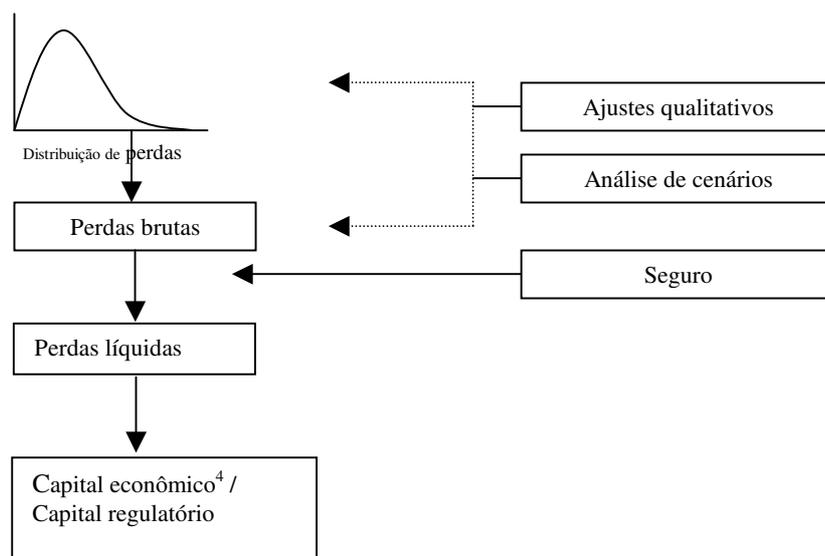
Os contratos de seguros podem ser integrados aos modelos de risco operacional das seguintes formas: *i*) estimando o valor do seguro separadamente e em seguida subtraindo-o das perdas agregadas brutas; e *ii*) considerando os efeitos dos contratos do seguro sobre cada perda individual e em seguida agregar às perdas líquidas.

Para Brandts (2004), a segunda forma de integração dos contratos é um modelo mais realístico do impacto da cobertura do seguro sobre as perdas históricas pelas seguintes razões: é corretamente computado o potencial de sobreposição e *gaps* dos contratos individuais de seguros; permite explicitar que perdas não serão cobertas pelo seguro se elas ocorrerem após a importância segurada ter sido totalmente utilizada; e permite explicitar a incorporação estocástica de extensões tais como *default* da contraparte, incerteza de pagamento e risco de liquidez. Naturalmente, esta forma de integração eleva o custo computacional comparado aos modelos nos quais o seguro é avaliado separadamente.

Seguindo Brandts (2004), para inserir o algoritmo do seguro na metodologia do risco operacional, a escolha natural é aplicá-lo antes da apuração de capital, de modo que esses contratos sejam empregados para o perfil de risco atualizado da instituição financeira. A estrutura completa, dos dados de perda até a apuração do capital econômico, segue as seguintes etapas: *i*) os dados históricos externos e internos são ajustados a uma distribuição paramétrica de severidade; *ii*) as freqüências das perdas são geradas pelo modelo de choque comum descrito no item

2.4 retro; *iii*) aplicam-se análises de cenários; *iv*) aplicam-se fatores do ambiente de negócios e do processo de controles internos; uma vez que esses ajustes tenham sido feitos, as simulações são iniciadas; *v*) uma perda histórica genérica é simulada e os contratos de seguro são aplicados para cada perda individual; e *vi*) a perda histórica líquida agregada serve como base para o cálculo do capital, nesta etapa o processo de simulação é concluído. A figura a seguir apresenta essas etapas:

FIGURA 3.1 Incorporação de Contratos de Seguro na Metodologia de Risco Operacional – Abordagem AMA



3.3 Perdas Líquidas após o Reconhecimento do Seguro

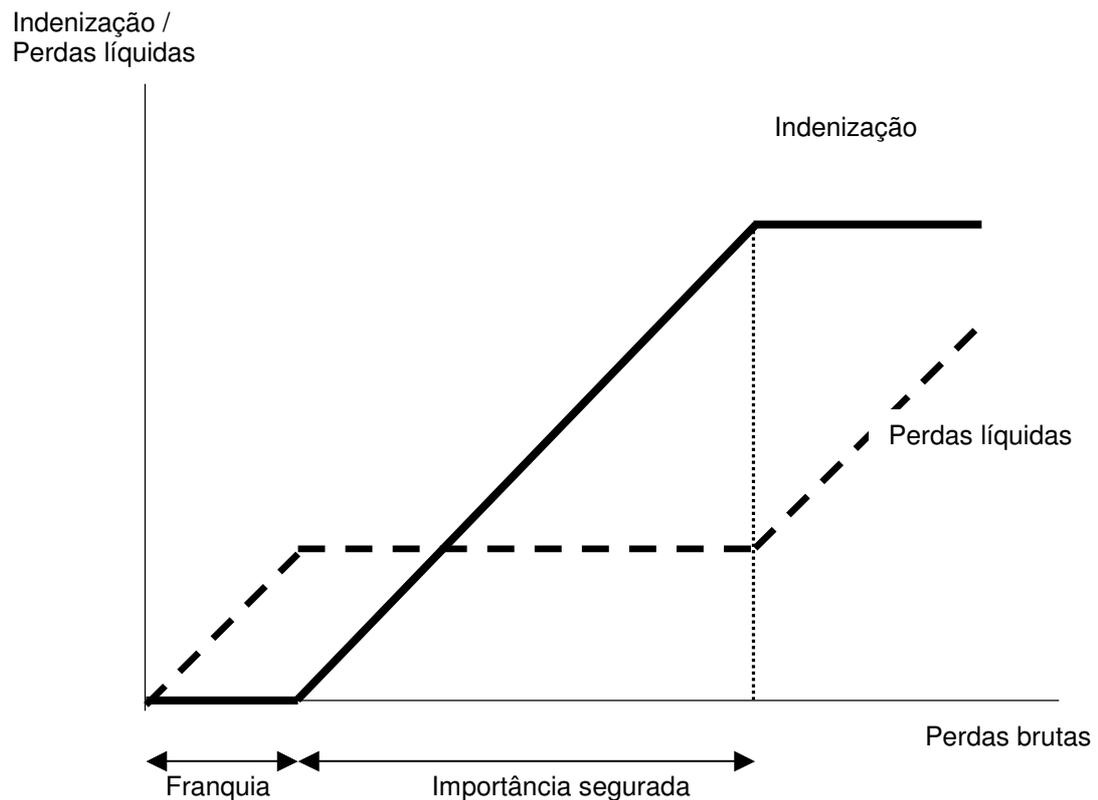
Segundo Brandts (2004), de um modo geral, contratos de seguro para uma perda tipo l podem ser caracterizados por uma franquia f_l , que é paga pelo segurado, uma importância segurada is_l , que denota a cobertura máxima para cada

⁴ Capital que a alta administração da instituição financeira entende como apropriado, dado o perfil de risco de seus negócios (Crouhy *et al.*, 2000).

perda individual, e um limite total da apólice lim_l , que é aplicado para cobertura das perdas agregadas de uma apólice específica. Caso este limite não tenha sido totalmente consumido, a perda bruta é reduzida por uma indenização a qual aumenta com o tamanho da perda até atingir a importância segurada.

Na figura a seguir, apresentam-se o perfil de pagamento de uma indenização individual e o resultado das perdas líquidas após o reconhecimento do contrato de seguro como uma função das perdas brutas subjacentes:

FIGURA 3.2 Indenização e Perdas Líquidas após o Reconhecimento do Seguro



Para quantificar o impacto mitigador de risco de um contrato de seguro sobre uma dada distribuição de perdas, verifica-se inicialmente se o limite da apólice está excedido ou não. Dado que esse limite ainda não está excedido, consideram-se os

seguintes casos: *i*) se a perda bruta é menor que a franquia f_l , não é paga indenização e a perda líquida, $x_{l,\tau}^{líquida}$, no tempo τ , é igual à perda bruta; *ii*) se a perda bruta é maior que a franquia e menor que a franquia mais a importância segurada ($f_l + is_l$), a indenização paga é igual à perda bruta menos a franquia e a perda líquida é igual à franquia; e *iii*) se a perda bruta exceder a franquia mais a importância segurada, a indenização paga é igual à importância segurada menos a franquia e a perda líquida resultante é a perda bruta menos a importância segurada. Seguindo Brandts (2004), o resultado das perdas líquidas $x_{l,\tau}^{líquida}$ para os três casos é dado por:

$$x_{l,\tau}^{líquida} = \begin{cases} x_{l,\tau} & \text{para } x_{l,\tau} < f_l \\ f_l & \text{para } f_l < x_{l,\tau} < (is_l + f_l) \\ x_{l,\tau} - is_l & \text{para } (is_l + f_l) < x_{l,\tau} \end{cases}$$

Adicionalmente, o limite da apólice de seguro deve ser considerado. Se as indenizações cumulativas excederem esse limite, o resultado das perdas líquidas é igual às perdas brutas.

IV FUNÇÕES DE DENSIDADE DE PROBABILIDADE E AGREGAÇÃO DAS DISTRIBUIÇÕES DE SEVERIDADE E DE FREQUÊNCIA

4.1 Função de Densidade de Probabilidade

Apresentam-se nas tabelas 4.2 e 4.3 algumas funções de densidade de probabilidade relevantes na gestão do risco operacional para estudo da severidade e da frequência:

TABELA 4.2 Funções de Densidade de Probabilidade – Severidade

| Distribuições | Função de Densidade de Probabilidade (FDP) |
|----------------------|--|
| Exponencial Negativa | $f(x) = \frac{e^{-x/\lambda}}{\lambda}, \quad x > 0$ $= 0, \quad x \leq 0$ |
| Gamma | $f(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \cdot x^{\alpha-1} \cdot e^{-x/\beta}, \quad x > 0$ $= 0, \quad x \leq 0$ |
| Log-Normal | $f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\log x - \mu)^2\right\}$ |
| Rayleigh | $f(x) = \frac{x}{\alpha^2} e^{-x^2/2\alpha^2}, \quad 0 \leq x < \infty, \quad \alpha > 0$ |
| Weibull | $f(x) = \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha}$ |

TABELA 4.3 Funções de Densidade de Probabilidade – Frequência

| Distribuições | Função de Densidade de Probabilidade (FDP) |
|-------------------|--|
| Binomial Negativa | $f(x) = \text{Pr ob}[X = x] = p^r \binom{r+x-1}{x} (1-p)^x \quad x \in \{0,1,2,3,\dots\}$ |
| Geométrica | $f(x) = \text{Pr ob}[X = x] = p(1-p)^{x-1} \quad x \in \{0,1,2,3,\dots\}$ |
| Poisson | $f(x) = \text{Pr ob}[X = x] = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \quad x \in \{0,1,2,3,\dots\}$ |

Fonte: Meyer (1983) e Cruz (2002).

4.2 Métodos para Estimar Parâmetros

Cruz (2002) explicita a existência de duas categorias para se estimar parâmetros. Na primeira, os parâmetros são estimados por meio de um sistema de equações equivalente ao número de parâmetros a serem estimados. São exemplos dessa categoria: método dos momentos, método de igualar percentis e o método de probabilidade ponderada. De acordo com Cruz (2002), todos esses métodos apresentam problemas de não se ajustarem bem a todo intervalo de dados, concentrando-se em igualar algumas características.

A outra categoria para estimar parâmetros é o método da máxima verossimilhança (otimização). Neste caso, a função de verossimilhança para um

conjunto de n observações independentes é estimada como $L(\theta) = \prod_{j=1}^n L_j(\theta)$, sendo

preciso encontrar o parâmetro que maximize esta função. Para amostras pequenas esse método poderá não ter solução ou apresentar viés muito grande.

4.3 Agregando as Distribuições de Severidade e de Frequência

Calculando-se separadamente os processos de severidade e de frequência, a próxima etapa é combiná-los em uma distribuição de perdas agregadas que permita prever um valor para as perdas operacionais com certo grau de confiança.

Formalmente, obtêm-se resultados teóricos a partir da solução analítica de uma função de distribuição de perdas agregadas da seguinte forma (Cruz, 2002):

Suponha que as perdas agregadas no tempo t , dadas por $X(t) = \sum_{i=1}^{N(t)} U_i$, têm a seguinte função de distribuição:

$$F_{X(t)}(x) = \Pr(X(t) \leq x) = \Pr\left(\sum_{i=1}^{N(t)} U_i \leq x\right)$$

onde U representa as perdas operacionais individuais.

Derivando a fórmula acima, observa-se a seguinte relação fundamental:

$$F_{X(t)}(x) = \Pr(X(t) \leq x) = \Pr\left(\sum_{k=0,1}^{\infty} p_k(t) F_U^{*k}(x)\right)$$

onde F_U^{*k} refere-se à k -ésima convolução de F_U consigo próprio, ou seja, $F_U^{*k}(x) = \Pr(U_1 + \dots + U_k \leq x)$ é a função de distribuição da soma de k variáveis independentes com a mesma distribuição que U .

A resolução da fórmula acima resolve o problema. No entanto, a sua solução analítica não é trivial. A proposta desta pesquisa é obter uma solução para agregação de frequência e severidade mais simples, aplicando-se simulações de Monte Carlo.

A simulação de Monte Carlo encerra uma série de vantagens que a torna altamente eficaz para a análise de risco:

- é flexível o suficiente para permitir uma gama de distribuições para frequência e severidade;
- maiores níveis de precisão podem ser obtidos com o aumento do número de iterações;
- a análise de sensibilidade é realizada facilmente; e
- permite a inserção de contratos de seguros.

V PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Esta pesquisa consiste na modelagem estocástica aplicada a dados empíricos para integração de contratos de seguros nos modelos de risco operacional quantificados pelo AMA.

Pode-se utilizar uma série de técnicas de modelagem e previsão para estimar riscos operacionais: modelos de fatores, análise de séries temporais, ajustes as distribuições de probabilidades, entre outros. Nesta pesquisa, o enfoque é de ajustes

às distribuições de probabilidade, mais especificamente as distribuições paramétricas.

5.1 Banco de Dados

O banco de dados utilizado na pesquisa é referente à categoria de perdas fraudes e roubos externos de uma instituição financeira, sendo constituído por quatro séries históricas de perdas evidenciadas nos seguintes canais eletrônicos de auto-atendimento: Terminal de Auto Atendimento, Banco 24 Horas, Gerenciador Financeiro e *Point of Sale* – POS (cartão de débito), os quais serão designados por Canal A, Canal B, Canal G e Canal P, respectivamente.

As séries históricas sob análise apresentam informações diárias no período de 01/01/2004 a 31/12/2005. Como essas séries foram extraídas de uma base real, foi aplicado um fator de ajuste nas severidades das perdas de forma a preservar o sigilo do banco de dados da instituição financeira.

As séries históricas apresentam quantidades significativas de informações diárias. Com isto, o tamanho do banco de dados é suficiente para atender à pesquisa proposta.

Na modelagem são utilizadas as perdas líquidas, ou seja, da severidade das perdas são subtraídos os valores recuperados. Este resultado líquido é atualizado pelo indexador Taxa Média Selic – TMS até junho/2006, como forma de se entender o verdadeiro impacto dos eventos de perda que aconteceram há algum tempo.

Cabe salientar que não foi utilizado truncamento nas séries históricas. Portanto, todos os dados constituintes das séries compõem base para estimação de parâmetros das distribuições analisadas.

5.2 Estimação de Parâmetros

Com base nas séries históricas, são analisadas e parametrizadas distribuições de severidade e de frequência.

As distribuições analisadas para a severidade são: Exponencial Negativa, Log-normal, Weibull, Gamma e Rayleigh e para a frequência são: Poisson, Geométrica e Binomial Negativa, cujas FDPs estão descritas nas tabelas 4.2 e 4.3, respectivamente. Os parâmetros destas distribuições são estimados no *software* MatLab 7.0, que utiliza como método de estimação o da máxima verossimilhança.

5.3 Seleção de Modelos

Utilizando-se dos critérios de informação *Akaike Information Criterion* – AIC e *Bayesian Information Criterion* – BIC, é feita a seleção da distribuição paramétrica que melhor se ajusta à série de dados históricos. Ressalte-se que esses critérios permitem ordenar os modelos mesmo que os ajustes não sejam razoáveis, e não rejeitam nenhuma das distribuições analisadas, apenas apresentam um *ranking*.

Em geral, os critérios AIC e BIC concordam. Havendo discordância, o BIC tende a selecionar modelos com menor número de parâmetros. O modelo selecionado é o que apresenta o AIC ou o BIC mais baixo.

Para cada distribuição analisada, de severidade e de frequência, são determinados os valores dos testes AIC e BIC da seguinte forma:

$$\mathbf{AIC} = -2 \cdot \sum_{i=1}^T \ln(f(x_i, \theta)) + 2 \cdot k$$

$$\mathbf{BIC} = -2 \cdot \sum_{i=1}^T \ln(f(x_i, \theta)) + \ln(T) \cdot k$$

Onde: $f(x, \theta)$ é a função de densidade de probabilidade;

k é o número de parâmetros da função de densidade de probabilidade;

T é o tamanho da amostra.

5.4 Agregando as Distribuições de Severidade e de Frequência

Tendo-se selecionado separadamente as distribuições de severidade e de frequência que melhor se ajustam aos dados, torna-se necessário combiná-las em uma distribuição de perdas agregada de modo que se permita prever as perdas operacionais com um certo grau de confiança (Cruz, 2002). Para isso, são realizadas as simulações de Monte Carlo, que consistem nos seguintes passos:

- i) fazer uma retirada aleatória do número de perdas x em um dia a partir da distribuição discreta estimada: $x \sim f_d(x, \hat{\theta}_d)$;
- ii) fazer, para cada uma das x perdas, uma retirada aleatória de uma distribuição contínua estimada para a severidade: $y \sim f_c(y, \hat{\theta}_c)$;
- iii) somar os y simulados, que corresponde à perda total do dia: S ; e
- iv) repetir os passos i a iii M vezes, nessa pesquisa $M = 50000$, para obter a distribuição das perdas totais diárias: $f_s(s)$.

Realizadas as simulações de Monte Carlo, determina-se o valor máximo das perdas com grau de confiança de 95% (VaR⁵ operacional).

Em seguida, calcula-se a média da distribuição de perdas agregada que corresponde à perda esperada e determina-se o capital econômico para fazer frente às perdas inesperadas, da seguinte forma:

$$\text{Capital Econômico} = \text{VaR}_{95\%} - \text{Perda Esperada}$$

5.5 Algoritmo de Aplicação dos Contratos de Seguro

Aplicam-se os contratos de seguros para cada perda, utilizando-se o algoritmo apresentado na figura 5.1. Na elaboração do algoritmo, assume-se a

⁵ VaR é definido como a perda máxima esperada ao longo de um horizonte de tempo estipulado, considerando um intervalo de confiança definido (Jorion, 2003).

hipótese de o limite total da apólice ser igual à soma das importâncias seguradas. Logo, é feita análise com relação à importância segurada, desconsiderando-se, portanto, esse limite. O algoritmo é inserido no modelo na etapa de simulações de Monte Carlo.

Inicialmente, é verificado se as indenizações acumuladas pagas ao segurado consumiram toda Importância Segurada (IS). Dado que ainda existe IS, são considerados os três diferentes casos:

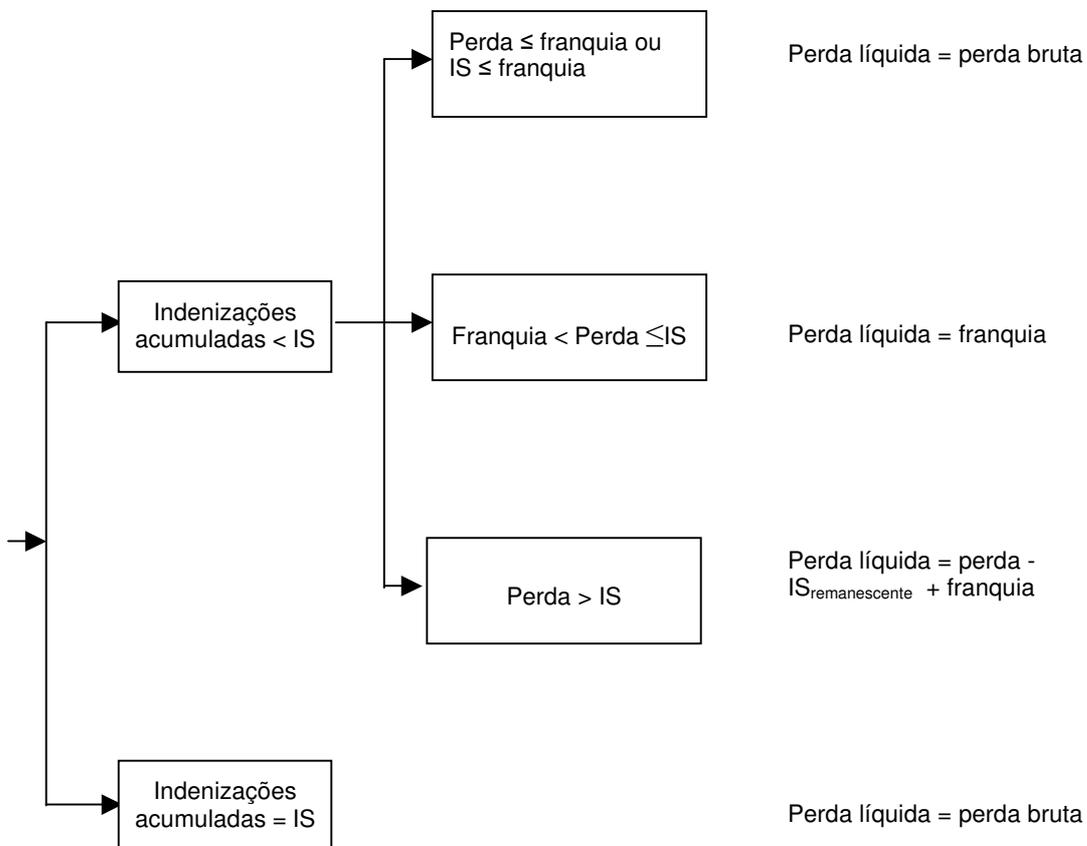
- i) **perda menor ou igual a franquia ou IS remanescente menor ou igual a franquia** – não existe indenização para o segurado e o valor da perda líquida é igual ao valor da perda bruta;
- ii) **perda maior que a franquia e menor ou igual a IS remanescente** – a indenização paga pelo segurador é $x_{l,\tau} - f_l \leq IS$ e o valor da perda líquida é igual ao valor da franquia (f_l);
- iii) **perda maior que a IS remanescente** – a perda líquida é o valor da perda adicionada da franquia menos a IS remanescente ($x_{l,\tau} + f_l - IS_{\text{remanescente}}$).

Caso toda importância segurada tenha sido utilizada, não será concedida indenização ao segurado e a perda líquida é igual à perda bruta ($x_{l,\tau}$).

O resultado das perdas líquidas $x_{l,\tau}^{\text{liquida}}$ para todos os casos é dado por:

$$x_{l,\tau}^{liquida} = \begin{cases} x_{l,\tau} & \text{para } x_{l,\tau} \leq f_l \text{ ou } IS \leq f_l \\ f_l & \text{para } f_l < x_{l,\tau} \leq IS \\ x_{l,\tau} + f_l - IS_{remanescente} & \text{para } IS < x_{l,\tau} \end{cases}$$

FIGURA 5.1 Algoritmo do Seguro



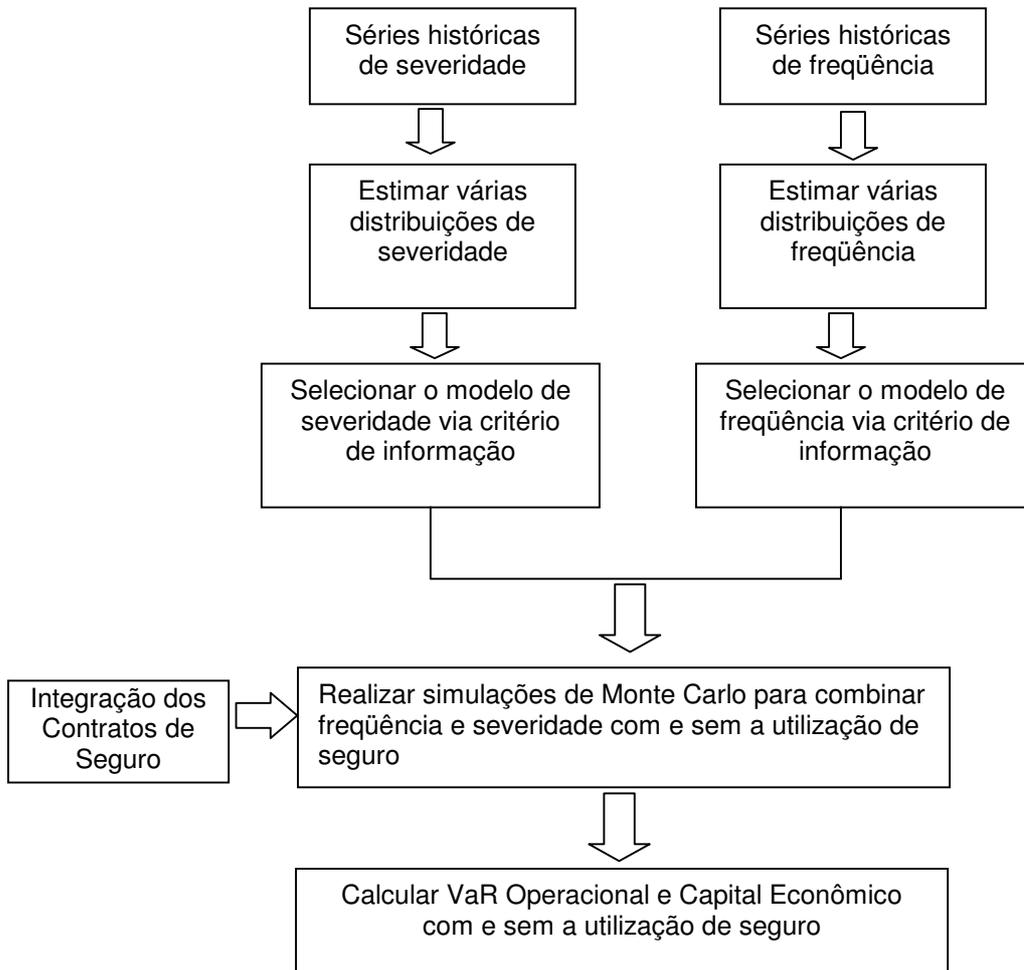
5.6 Probabilidade de a Seguradora Honrar o Seguro

A probabilidade de a seguradora honrar o seguro foi determinada usando como *proxy* a probabilidade de *default* negociada no mercado de *Credit Default Swap* (CDS). Para tanto, utiliza-se a emissão de um *bond* de uma seguradora de

rating AA, classificação Standard & Poor's e Fitch. Sobre essa emissão, calcula-se o CDS *spread*. A partir deste *spread*, pago no mercado de derivativos de crédito, é estimada a probabilidade de *default* da seguradora para o prazo de um ano. Conseqüentemente, a probabilidade da seguradora honrar o seguro é o complementar da probabilidade de *default*. Os dados desta *proxy* foram obtidos via Bloomberg, sendo a probabilidade calculada de *default* 0,0031 e a probabilidade da seguradora honrar o seguro 0,9969.

5.7 Síntese dos Procedimentos Metodológicos

Sintetiza-se, na figura 5.2, os procedimentos metodológicos aplicados à pesquisa na estimação das distribuições de freqüência e de severidade, na sua agregação com a finalidade de apurar o VaR operacional e o capital econômico, bem com da integração dos contratos de seguro, da seguinte forma:

FIGURA 5.2 Síntese dos Procedimentos Metodológicos Aplicados à Pesquisa

VI. RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS

6.1.1 SEVERIDADE

A tabela 6.1, a seguir, apresenta as estatísticas descritivas das quatro séries históricas de perdas evidenciadas nos canais eletrônicos: Terminal de Auto Atendimento (Canal A), Banco 24 Horas (Canal B), Gerenciador Financeiro (Canal

G) e *Point of Sale* – POS (Canal P). Observando-se, mais especificamente, o terceiro e o quarto momentos, é identificado que as séries são leptocúrticas, curtose maior que 3, com exceção da série representativa do canal B que é platicúrtica, curtose menor que 3; e são positivamente assimétricas, tendendo, portanto, a ter a maior parte da probabilidade atribuída a pequenos valores.

TABELA 6.1 Estatísticas Descritivas – Severidade

| Valores em R\$ | | | | |
|---------------------------------|--------|--------|--------|--------|
| Estatísticas Descritivas | | | | |
| Canais | A | B | G | P |
| Estatísticas | | | | |
| Assimetria | 13,25 | 0,84 | 12,49 | 3,09 |
| Curtose | 462,55 | 2,29 | 288,15 | 28,33 |
| Desvio padrão | 588,95 | 176 | 1.632 | 426,58 |
| Máximo | 26.986 | 738,17 | 65.501 | 10.247 |
| Média | 550,42 | 190,95 | 731,66 | 304,54 |
| Mediana | 498,46 | 114,06 | 292,57 | 128,34 |
| Mínimo | 0,01 | 1,86 | 0,01 | 0,01 |
| Tamanho da série | 27.734 | 1.788 | 66.125 | 14.949 |

As tabelas 6.2, 6.3, 6.4 e 6.5 apresentam os parâmetros estatísticos estimados, via utilização do *software* Matlab 7.0, bem como o resultado dos testes AIC e BIC para as distribuições analisadas em cada um dos canais. Fazendo uso desses testes, seleciona-se o modelo que apresenta um AIC ou BIC mais baixo, conforme consta no item 5.3 dos procedimentos metodológicos.

Analisando-se a série histórica do Canal A, tabela 6.2, os testes AIC e BIC demonstram que a distribuição que melhor se ajusta aos dados empíricos é a Gamma com parâmetros $\alpha = 0,9672$ e $\beta = 569,09$.

TABELA 6.2 Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal A

| Distribuição | Parâmetros | AIC | BIC |
|----------------------|--|------------|------------|
| Exponencial Negativa | $\lambda = 550,42$ | 405.510 | 405.520 |
| Gamma | $\alpha = 0,9672$ $\beta = 569,09$ | 405.490 | 405.510 |
| Log-normal | $\mu = 5,7115$ $\sigma = 1,3711$ | 413.020 | 413.040 |
| Rayleigh | $\alpha = 570,01$ | 433.800 | 433.810 |
| Weibull | $\alpha = 551,57$ $\beta = 1,00053$ | 405.510 | 405.530 |

De acordo com a tabela 6.3, tanto o teste do AIC quanto o do BIC demonstram que a distribuição que melhor se ajusta aos dados empíricos do Canal B é a Exponencial Negativa com parâmetro $\lambda = 190,95$.

TABELA 6.3 Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal B

| Distribuição | Parâmetros | AIC | BIC |
|----------------------|---------------------------------------|------------|------------|
| Exponencial Negativa | $\lambda = 190,95$ | 22.359 | 22.365 |
| Gamma | $\alpha = 1,0238$ $\beta = 186,5$ | 22.360 | 22.371 |
| Log-normal | $\mu = 4,6897$ $\sigma = 1,1892$ | 22.467 | 22.478 |
| Rayleigh | $\alpha = 183,6$ | 24.089 | 24.095 |
| Weibull | $\alpha = 192,11$ $\beta = 1,0147$ | 22.361 | 22.371 |

Utilizando-se dos critérios de informação AIC e BIC, seleciona-se o modelo da distribuição paramétrica que melhor se ajusta à série de dados históricos do Canal G. De acordo com a tabela 6.4, o critério de informação AIC mais baixo é de

978.450, indicando como modelo selecionado a distribuição Log-normal com parâmetros $\mu = 5,6044$ e $\sigma = 1,4553$.

TABELA 6.4 Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal G

| Distribuição | Parâmetros | AIC | BIC |
|----------------------|---|------------|------------|
| Exponencial Negativa | $\lambda = 731,66$ | 1.004.500 | 1.004.500 |
| Gamma | $\alpha = 0,62047$ $\beta = 1.179,2$ | 992.310 | 992.330 |
| Log-normal | $\mu = 5,6044$ $\sigma = 1,4553$ | 978.450 | 978.470 |
| Rayleigh | $\alpha = 1.264,6$ | 1.243.400 | 1.243.400 |
| Weibull | $\alpha = 560,35$ $\beta = 0,71292$ | 986.460 | 986.480 |

Na tabela 6.5, o critério de informação AIC mais baixo é de 198.280, indicando como distribuição selecionada para o Canal P a distribuição Log-normal com parâmetros $\mu = 4,8403$ e $\sigma = 1,4515$.

TABELA 6.5 Parâmetros e Critérios de Informação – Severidade – Canal P

| Distribuição | Parâmetros | AIC | BIC |
|----------------------|--|------------|------------|
| Exponencial Negativa | $\lambda = 304,54$ | 200.880 | 200.890 |
| Gamma | $\alpha = 0,68939$ $\beta = 441,76$ | 199.300 | 199.310 |
| Log-normal | $\mu = 4,8403$ $\sigma = 1,4515$ | 198.280 | 198.300 |
| Rayleigh | $\alpha = 370,61$ | 238.300 | 238.310 |
| Weibull | $\alpha = 256,46$ $\beta = 0,76655$ | 198.760 | 198.780 |

6.1.2 FREQUÊNCIA

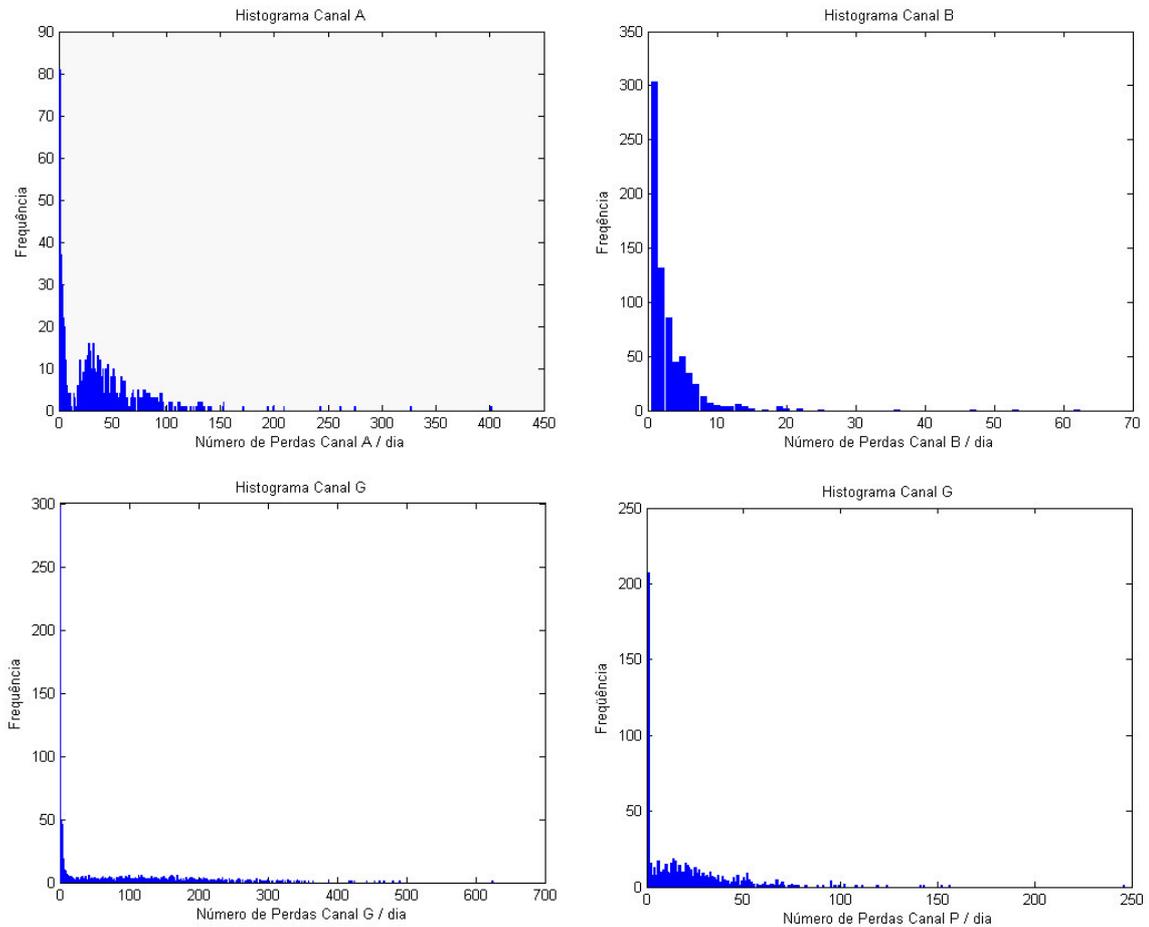
Na tabela 6.6, a seguir, são apresentadas as estatísticas descritivas das frequências das quatro séries históricas de perdas evidenciadas nos canais eletrônicos em estudo. Observando-se o terceiro e o quarto momentos, é identificado que todas as séries são leptocúrticas e positivamente assimétricas. Nos dias em que não ocorrem perdas, atribui-se zero como valor da frequência. Logo, o valor mínimo de todas as séries é igual a zero.

TABELA 6.6 Estatísticas Descritivas – Frequência

| Estatísticas Descritivas | | | | |
|---------------------------------|----------|----------|----------|----------|
| Canais | A | B | G | P |
| Estatísticas | | | | |
| Assimetria | 2,84 | 6,2398 | 1,4176 | 2,6077 |
| Curtose | 18,63 | 60,271 | 5,0844 | 15,426 |
| Desvio padrão | 40,51 | 4,8168 | 97,304 | 25,169 |
| Máximo | 400 | 61 | 623 | 245 |
| Média | 37,51 | 2,4131 | 78,529 | 20,145 |
| Mediana | 31 | 1 | 36 | 13 |
| Mínimo | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Tamanho da série | 731 | 731 | 1.096 | 731 |

A partir das séries históricas das perdas de cada canal, são plotados os histogramas com o número de ocorrências de perda por dia, conforme apresentado na figura 6.1, a seguir:

GRÁFICO 6.1 Histogramas de Freqüência – Todos os Canais



Na modelagem da freqüência das séries históricas, são utilizadas distribuições de probabilidade freqüentemente usadas em risco operacional, como a Binomial Negativa, a Geométrica e a de Poisson. Os parâmetros dessas distribuições são estimados utilizando o *software* Matlab 7.0 e estão apresentados na tabela 6.7.

Analisando a tabela 6.7, observa-se pelos critérios de informação do AIC e BIC que a Binomial Negativa é a distribuição selecionada para todos os canais. Sendo essa, portanto, a distribuição que melhor se ajusta aos dados empíricos.

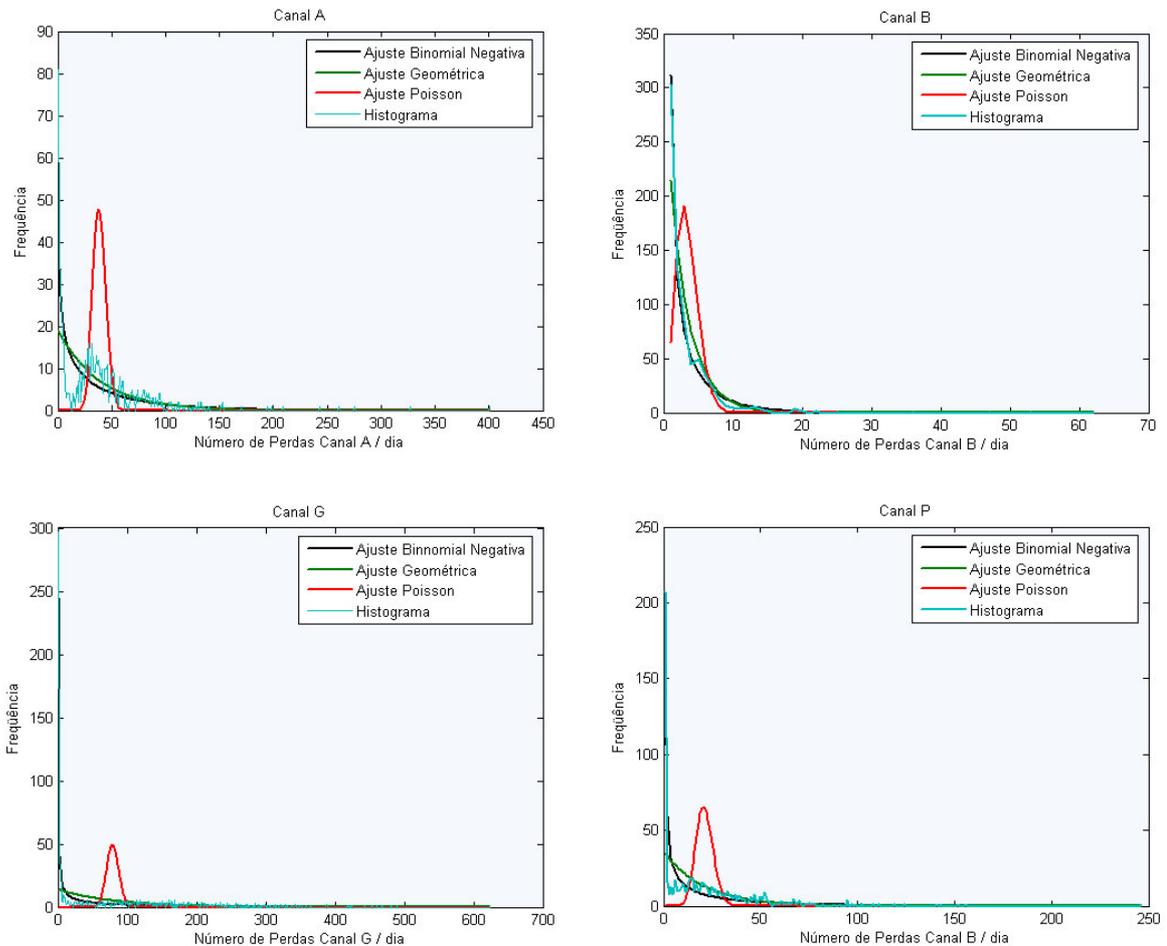
TABELA 6.7 Parâmetros e Critérios de Informação – Freqüência – Todos os Canais

| Canal | Distribuição | Parâmetros | AIC | BIC |
|--------------|---------------------|----------------------------------|------------|------------|
| A | Binomial Negativa | $r = 0,63558$ $p = 0,016662$ | 6.699 | 6.708 |
| | Geométrica | $\beta = 0,025967$ | 6.783 | 6.787 |
| | Poisson | $\lambda = 37,51$ | 27.305 | 27.310 |
| B | Binomial Negativa | $r = 0,47171$ $p = 0,16351$ | 2.920 | 2.929 |
| | Geométrica | $\beta = 0,29299$ | 3.020 | 3.025 |
| | Poisson | $\lambda = 2,4131$ | 4.744 | 4.748 |
| G | Binomial Negativa | $r = 0,26241$ $p = 0,0033304$ | 10.369 | 10.379 |
| | Geométrica | $\beta = 0,012574$ | 11.773 | 11.778 |
| | Poisson | $\lambda = 78,529$ | 114.920 | 114.920 |
| P | Binomial Negativa | $r = 0,39725$ $p = 0,019338$ | 5.578 | 5.587 |
| | Geométrica | $\beta = 0,047292$ | 5.890 | 5.894 |
| | Poisson | $\lambda = 20,145$ | 20.840 | 20.844 |

Para fazer uma análise comparativa entre os dados empíricos e as distribuições teóricas modeladas Binomial Negativa, Geométrica e Poisson são plotados os gráficos da figura 6.2, a seguir. Nestes, verifica-se que a distribuição com melhor ajuste aos dados empíricos é a Binomial Negativa; a Geométrica reflete razoavelmente os dados observados; e a Poisson não se ajusta bem aos dados.

Esses resultados corroboram os critérios de informação AIC e BIC, apresentados na tabela 6.7, que selecionam à Binomial Negativa para os quatro canais.

GRÁFICO 6.2 Análise Comparativa entre Dados Empíricos e Distribuições Teóricas



6.2 SIMULAÇÕES DE MONTE CARLO

Para agregar as distribuições de frequência e de severidade é aplicado o método de simulações de Monte Carlo, com 50.000 iterações. Essa quantidade de iterações é suficiente para se obter uma distribuição de perdas agregadas final estável. Estima-se VaR operacional com grau de confiança de 95% e apura-se

capital econômico, ambos com e sem a utilização do seguro para um período de 30 dias.

O programa, a seguir, é executado no *software* Matlab 7.0 para realizar as simulações de Monte Carlo para cada canal, utilizando as distribuições previamente selecionadas:

```
%-----SEM UTILIZAÇÃO DE SEGURO – Canal A-----%
%-----Monte Carlo {Freq = Binomial Negativa; Sev = Gamma}-----%

num_simulacoes = 50000;

num_dias = 30;

media_todas_frequencias = 0;

for t=1:num_simulacoes

    Perdas_final(t,1) = 0;

    for k=1:num_dias

        A_binneg(t,1)=nbinrnd(rbinneg,pbinneg);

        media_todas_frequencias = media_todas_frequencias + A_binneg(t,1);

        if A_binneg(t,1)>0;

            for q=1:A_binneg(t,1)

                Perdas_final(t,1) = Perdas_final(t,1) + gamrnd(a,b);

            end

        end

    end

end

end

end
```

```

media_todas_frequencias = media_todas_frequencias / num_simulacoes;
%-----%

%-----Monte Carlo (com a utilização do SEGURO) Canal A -----%

p_honra=0.9969; %--- p_honra = probabilidade de honrar o seguro (0= não honra e
1=honra)

media_total_frequencias = 0;
importancia_segurada= ;
franquia= ;

for t=1:num_simulacoes,
    seguro_honra=binornd(1,p_honra,1,1);
    sobra_importancia = importancia_segurada;
    S_Perdas_final(t,1) = 0;
    for k=1:num_dias
        A_binneg(t,1)=nbinrnd(rbinneg,pbinneg);
        media_total_frequencias = media_total_frequencias + A_binneg(t,1);
        if A_binneg(t,1) > 0;
            for q=1:A_binneg(t,1)
                if seguro_honra==1;
                    perda_ocorrenci = gamrnd(a,b);
                    if (sobra_importancia <= franquia || perda_ocorrenci <= franquia),
                        valor_perda_efetiva = perda_ocorrenci;

```

```

else
    if (perda_ocorrenciã <= sobra_importancia),
        valor_perda_efetiva = franquia;
        sobra_importancia = sobra_importancia - perda_ocorrenciã;
    else
        valor_perda_efetiva = franquia + perda_ocorrenciã -
sobra_importancia;
        sobra_importancia = 0;
    end
end
S_Perdas_final(t,1) = S_Perdas_final(t,1) + valor_perda_efetiva;
else
    S_Perdas_final(t,1) = S_Perdas_final(t,1) + gamrnd(a,b);
end
end
end
end
end
media_total_frequencias = media_total_frequencias / num_simulacoes;
%-----%

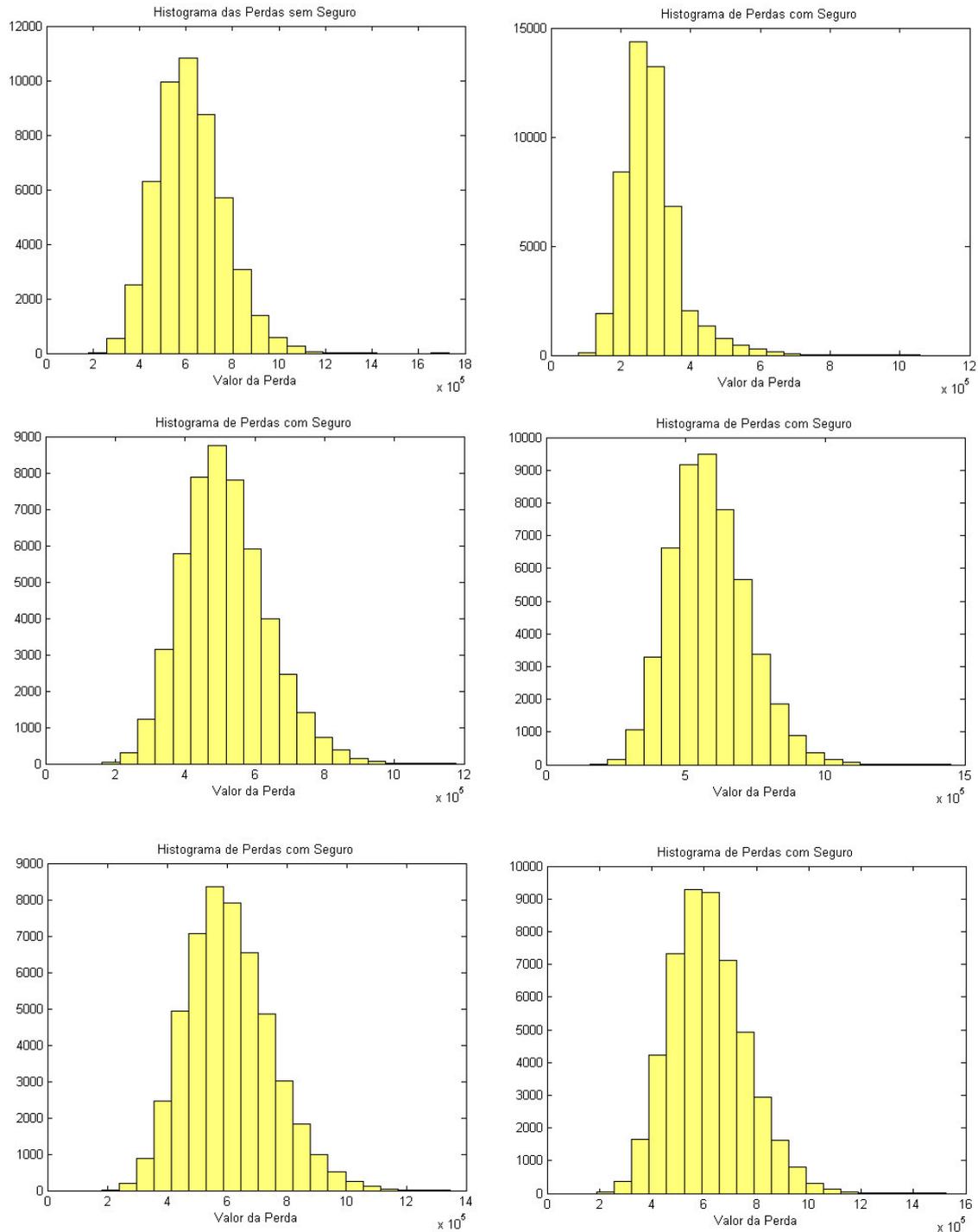
```

6.2.1 Simulações Canal A

No gráfico 6.3, são apresentados os histogramas das distribuições de perdas agregadas. Nas perdas com utilização de seguro, consideram-se as franquias pagas

pele seguradora. O vetor de franquias varia de R\$ 6 a R\$ 2.978 e a importância segurada é R\$ 698 mil, correspondendo a 80% do VaR sem seguro.

GRÁFICO 6.3 Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal A

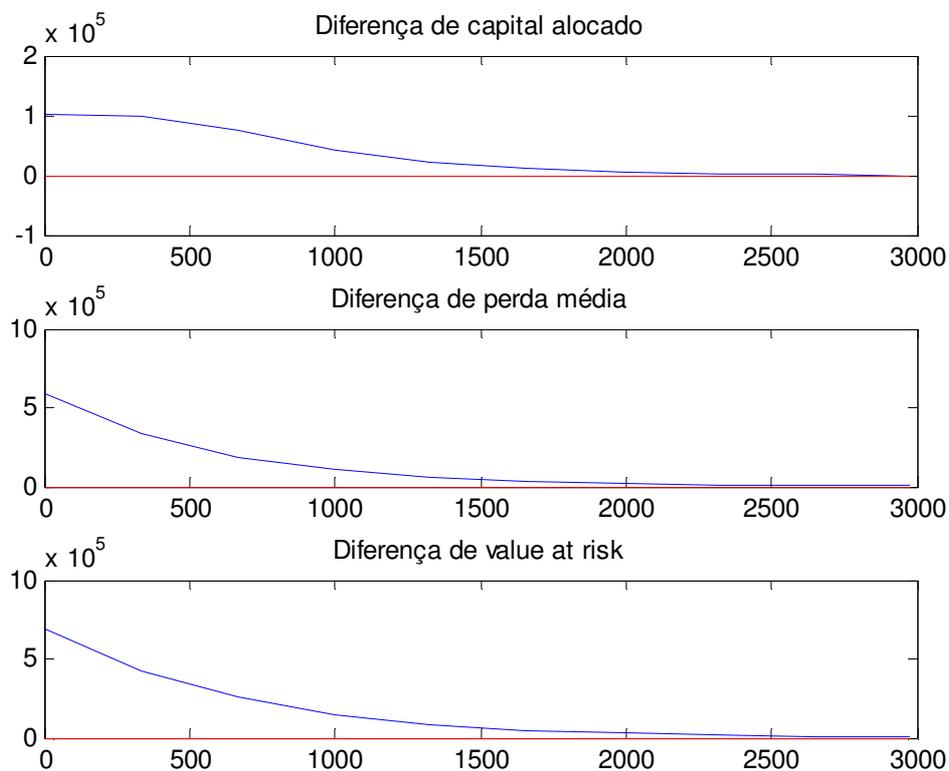


No gráfico 6.4, são visualizados os vetores de diferença de capital alocado, de perda média e o de VaR *versus* o vetor de franquias. Com exceção deste último

vetor, os demais representam as diferenças entre as simulações sem e com seguro. O vetor de diferença de capital corresponde ao resultado da subtração entre os vetores de diferença de VaR e o de perda média.

Observa-se que para franquias inferiores a R\$ 400 a diferença de perda média reduz em proporções inferiores a redução do vetor de diferença de VaR. Justifica-se, assim, nesse intervalo, a suavidade da curva do vetor de diferença de capital alocado.

GRÁFICO 6.4 Vetores de Diferenças de: Capital Alocado, Perda Média e *Value at Risk* versus Vetor de Franquias (expressos em R\$) – Canal A



Na tabela 6.8, referente ao Canal A, são apresentados os resultados de VaR, com grau de confiança de 95%, perda média e capital econômico.

Observa-se, na franquia de R\$ 2.978, que o capital econômico com utilização do seguro é superior ao capital econômico sem seguro, não justificando, portanto, em termos financeiros, a contratação de seguro com franquias a partir desse patamar.

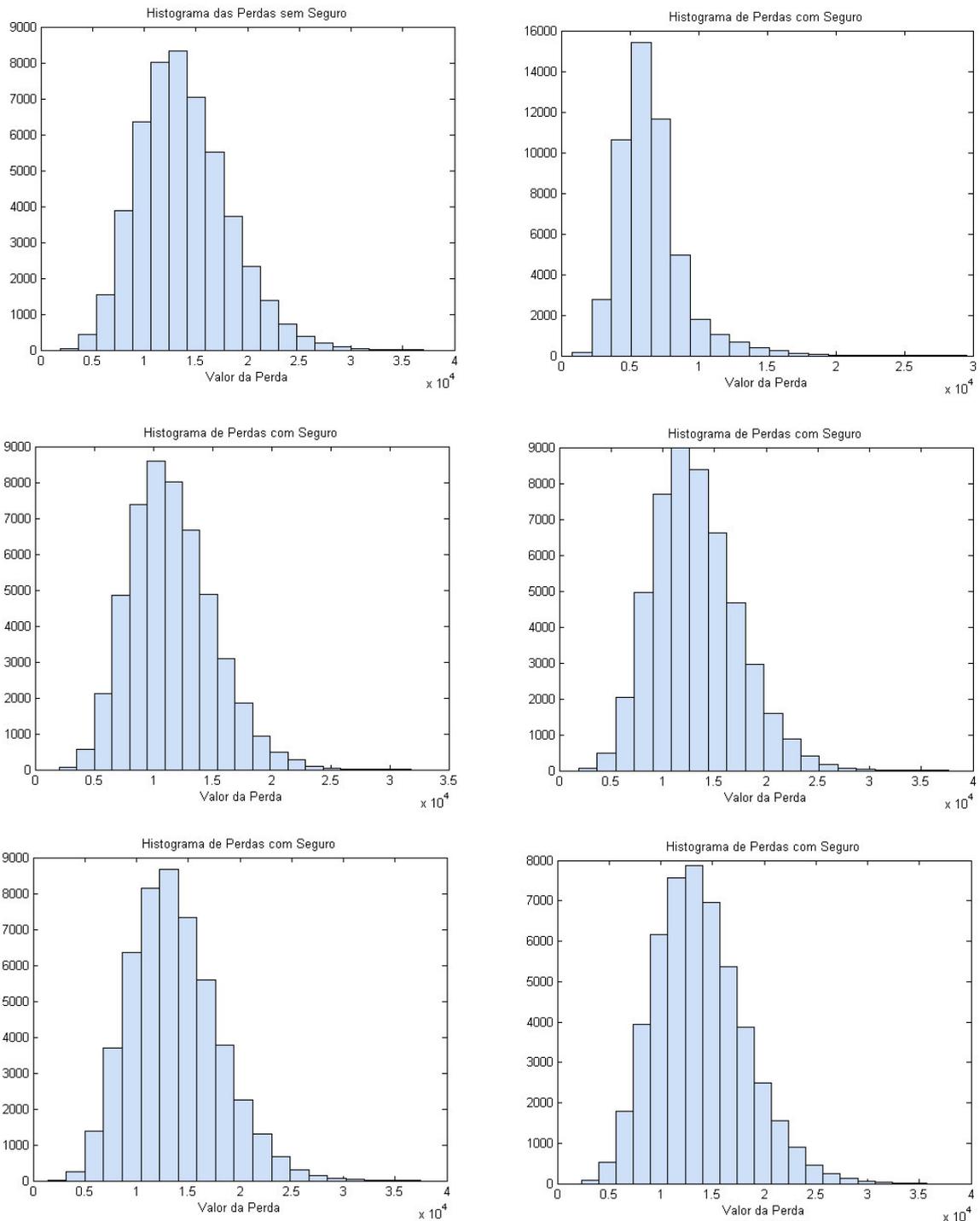
TABELA 6.8 VaR Operacional e Capital Econômico – Canal A

| UTILIZAÇÃO DE SEGURO | FRANQUIA (R\$) | VaR (R\$) | PERDA MÉDIA (R\$) | CAPITAL ECONÔMICO (R\$) |
|---------------------------------|---------------------------|----------------------|------------------------------|--|
| NÃO | - | 872.930 | 620.030 | 252.900 |
| SIM | 6 | 187.350 | 35.915 | 151.435 |
| SIM | 336 | 443.380 | 287.400 | 155.980 |
| SIM | 666 | 609.190 | 432.340 | 176.850 |
| SIM | 996 | 727.220 | 515.130 | 212.090 |
| SIM | 1.327 | 791.160 | 561.530 | 229.630 |
| SIM | 1.657 | 827.960 | 586.110 | 241.850 |
| SIM | 1.987 | 847.500 | 600.920 | 246.580 |
| SIM | 2.317 | 857.870 | 607.830 | 250.040 |
| SIM | 2.648 | 865.990 | 613.780 | 252.210 |
| SIM | 2.978 | 871.040 | 616.050 | 254.990 |

6.2.2 Simulações Canal B

No gráfico 6.5, são apresentados os histogramas das distribuições de perdas agregadas. Nas perdas com utilização de seguro, consideram-se as franquias pagas pelo segurado variando no intervalo de R\$ 2 a R\$1.032 e a importância segurada de R\$ 17 mil, que corresponde a 80% do VaR sem seguro.

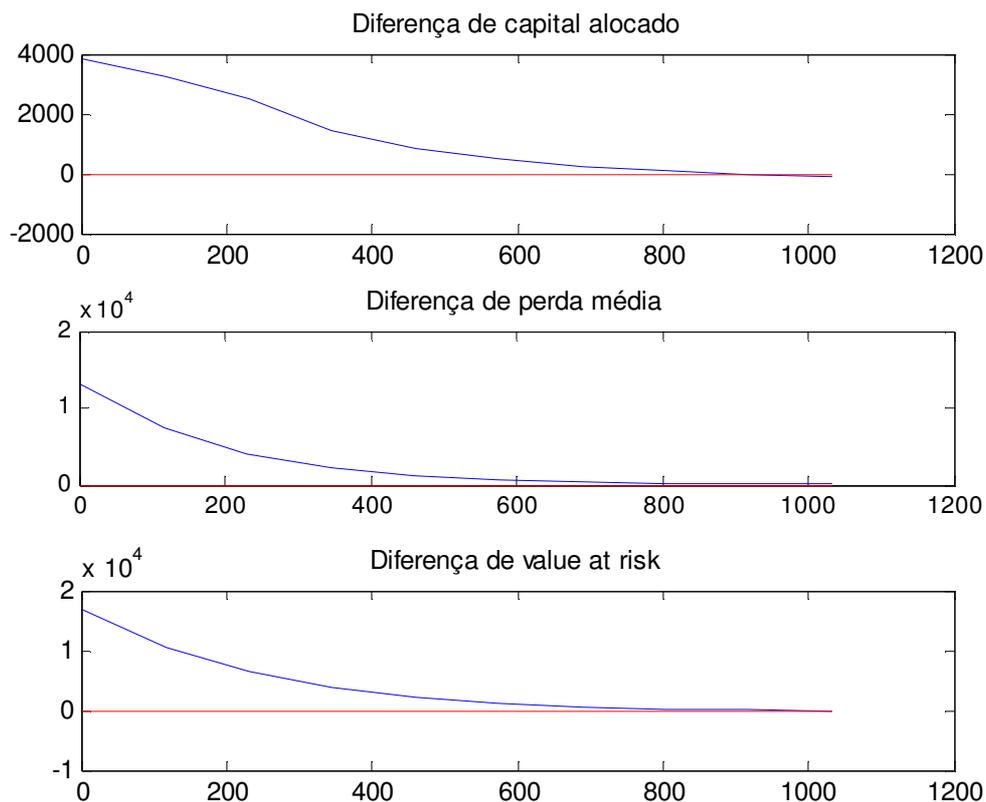
GRÁFICO 6.5 Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal B



Visualiza-se, no gráfico 6.6, os vetores de diferença de capital alocado, de perda média e o de VaR versus o vetor de franquias. Com exceção deste último vetor, os demais representam as diferenças entre as simulações sem e com seguro.

O vetor de diferença de capital corresponde ao resultado da subtração entre os vetores de diferença de VaR e o de perda média.

GRÁFICO 6.6 Vetores de Diferenças de: Capital Alocado, Perda Média e *Value at Risk* versus Vetor de Franquias (expressos em R\$) – Canal B



Para o Canal B, são apresentados, na tabela 6.9, os resultados de VaR, com grau de confiança de 95%, perda média esperada e capital econômico.

Observa-se que para franquias a partir de R\$ 918 o capital econômico com utilização do seguro é superior ao capital econômico sem seguro, não justificando, portanto, em termos financeiros, a contratação de seguro com franquias a partir desse patamar.

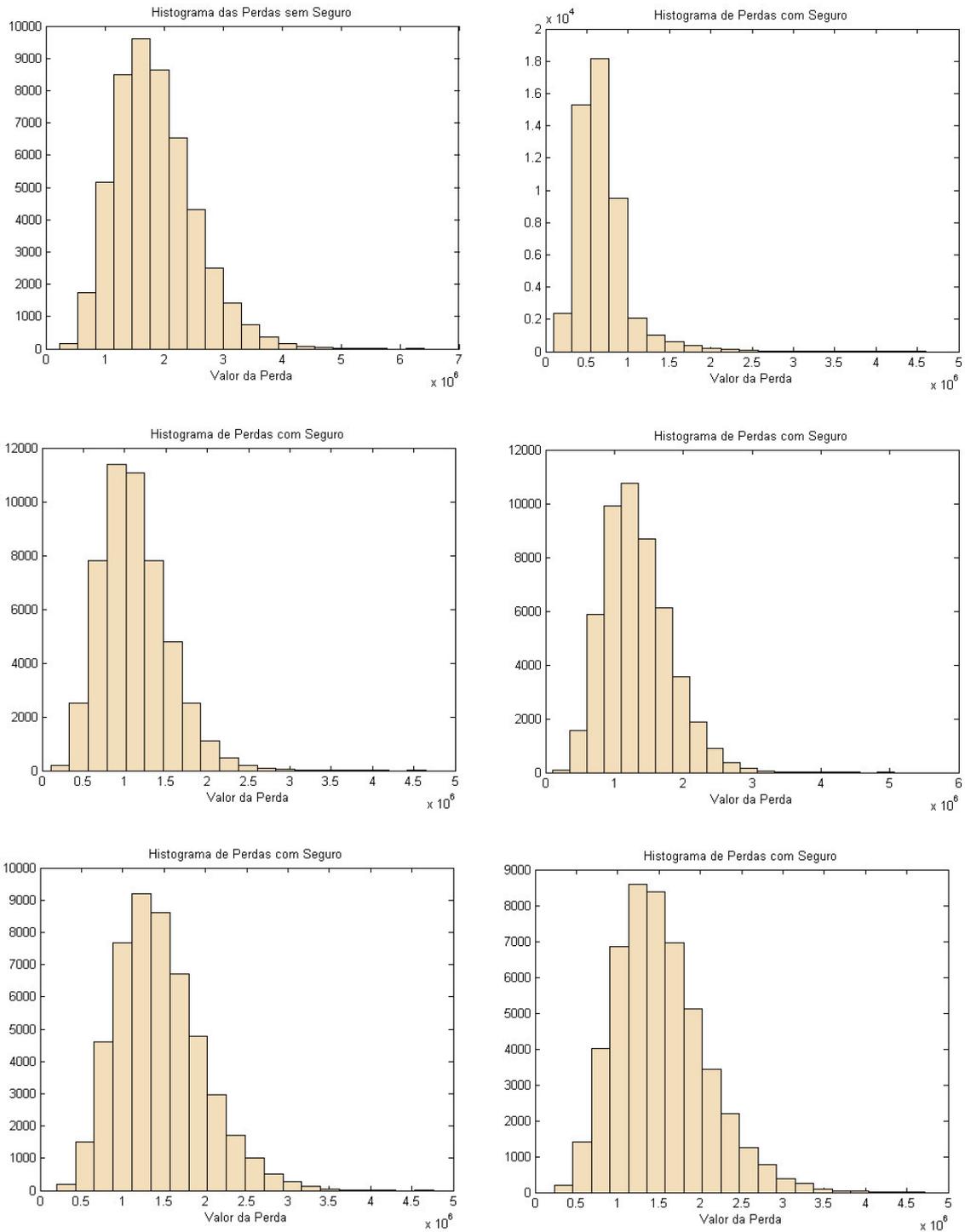
TABELA 6.9 VaR Operacional e Capital Econômico – Canal B

| UTILIZAÇÃO DE SEGURO | FRANQUIA (R\$) | VaR (R\$) | PERDA MÉDIA (R\$) | CAPITAL ECONÔMICO (R\$) |
|---------------------------------|---------------------------|----------------------|------------------------------|--|
| NÃO | - | 21.511 | 13.805 | 7.706 |
| SIM | 2 | 4.645 | 783 | 3.862 |
| SIM | 116 | 10.954 | 6.513 | 4.441 |
| SIM | 231 | 14.968 | 9.735 | 5.233 |
| SIM | 345 | 17.817 | 11.562 | 6.255 |
| SIM | 460 | 19.462 | 12.581 | 6.881 |
| SIM | 574 | 20.394 | 13.163 | 7.231 |
| SIM | 689 | 20.887 | 13.447 | 7.440 |
| SIM | 803 | 21.266 | 13.658 | 7.608 |
| SIM | 918 | 21.446 | 13.700 | 7.746 |
| SIM | 1032 | 21.547 | 13.774 | 7.773 |

6.2.3 Simulações Canal G

No gráfico 6.7, são apresentados os histogramas das distribuições de perdas agregadas. Nas perdas com utilização de seguro, consideram-se as franquias pagas pelo segurado variando no intervalo de R\$ 8 a R\$ 4.236 e a importância segurada é R\$ 2.449 mil, correspondendo a 80% do VaR sem seguro.

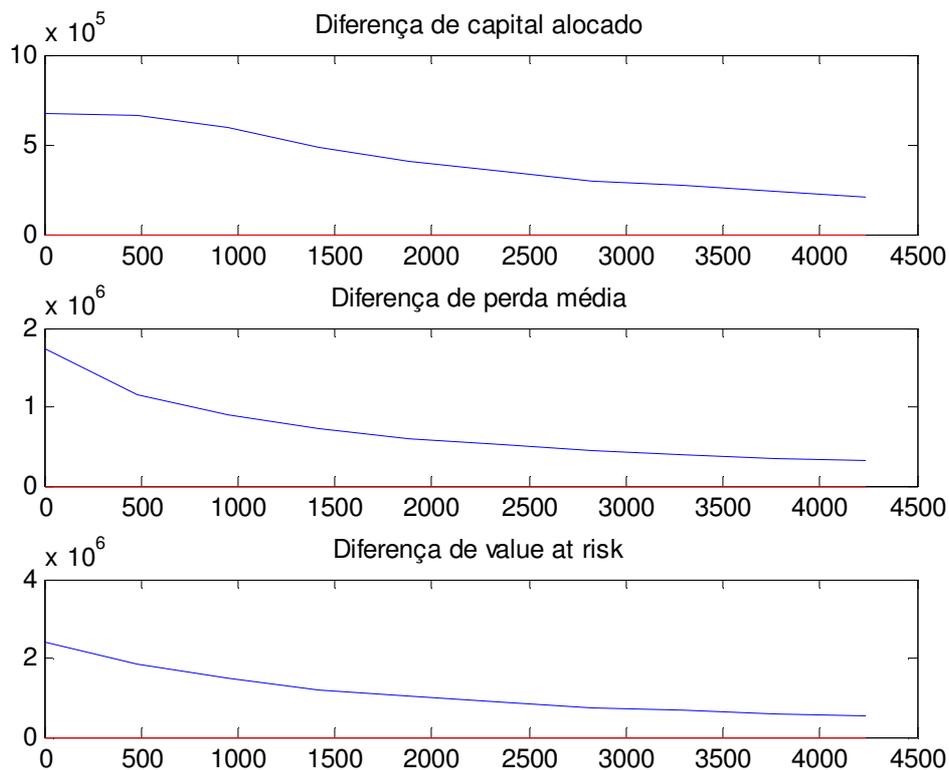
GRÁFICO 6.7 Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal G



No gráfico 6.8, são visualizados os vetores de diferença de capital alocado, de perda média e o de VaR versus o de franquias. Com exceção do último vetor, os demais representam as diferenças entre as simulações sem e com seguro. O vetor

de diferença de capital corresponde ao resultado da subtração entre os vetores de diferença de VaR e o de perda média.

GRÁFICO 6.8 Vetores de Diferenças de: Capital Alocado, Perda Média e *Value at Risk* versus Vetor de Franquias (expressos em R\$) – Canal G



Para o Canal G, são apresentados, na tabela 6.10, os resultados de VaR, com grau de confiança de 95%, perda média esperada e capital econômico.

Observa-se que, para todo o vetor de franquias, o capital econômico apurado, sem utilização do seguro, é superior ao capital econômico com utilização de seguro. Portanto, sinaliza-se vantagem para contratação do seguro desde que o capital não

alocado, em função da utilização do seguro, seja superior ao valor do prêmio do seguro.

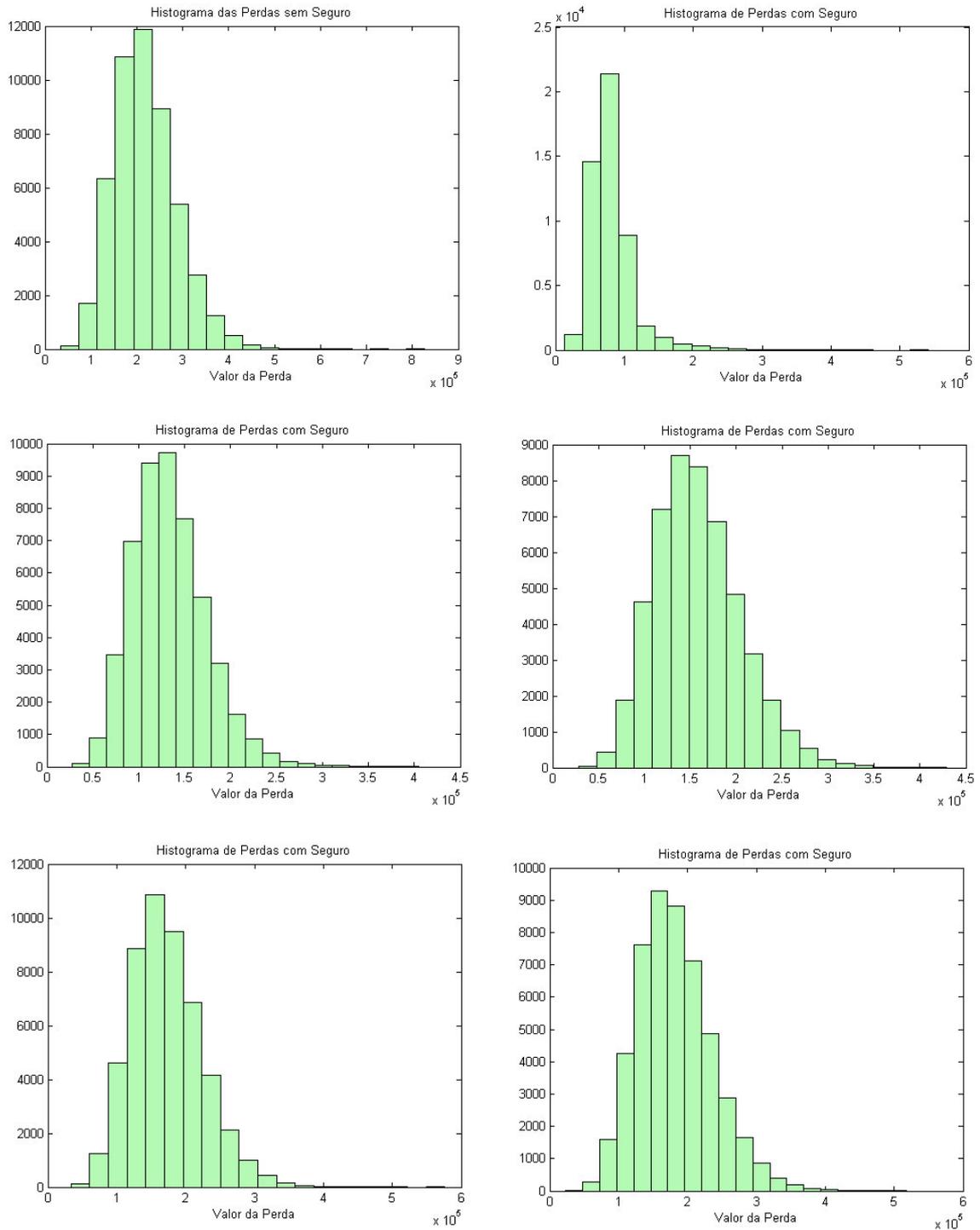
TABELA 6.10 VaR Operacional e Capital Econômico – Canal G

| UTILIZAÇÃO DE SEGURO | FRANQUIA (R\$) | VaR (R\$) | PERDA MÉDIA (R\$) | CAPITAL ECONÔMICO (R\$) |
|---------------------------------|---------------------------|----------------------|------------------------------|--|
| NÃO | - | 3.060.600 | 1.845.500 | 1.215.100 |
| SIM | 8 | 645.320 | 104.260 | 541.060 |
| SIM | 478 | 1.232.700 | 683.110 | 549.590 |
| SIM | 947 | 1.572.200 | 950.860 | 621.340 |
| SIM | 1.417 | 1.860.500 | 1.123.800 | 736.700 |
| SIM | 1.887 | 2.045.900 | 1.238.900 | 807.000 |
| SIM | 2.357 | 2.188.900 | 1.327.000 | 861.900 |
| SIM | 2.827 | 2.314.400 | 1.394.600 | 919.800 |
| SIM | 3.296 | 2.396.100 | 1.448.400 | 947.700 |
| SIM | 3.766 | 2.465.000 | 1.491.600 | 973.400 |
| SIM | 4.236 | 2.527.100 | 1.523.100 | 1.004.000 |

6.2.4 Simulações Canal P

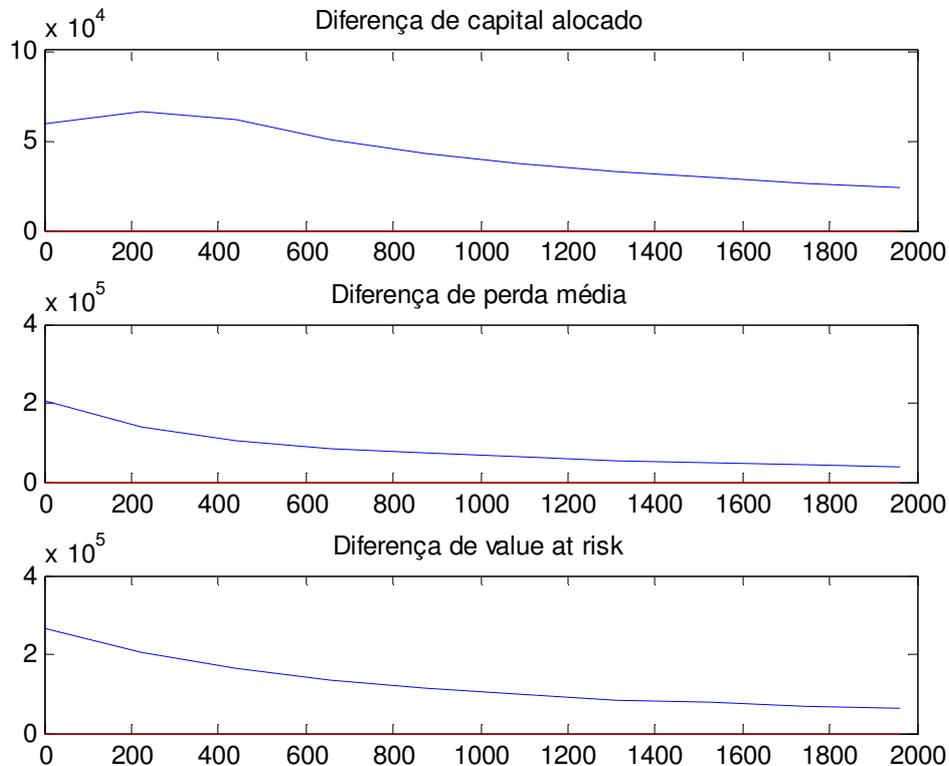
No gráfico 6.9, são apresentados os histogramas das distribuições de perdas agregadas do Canal P. Nas perdas com utilização de seguro, consideram-se as franquias pagas pelo segurado, variando no intervalo de R\$ 4 a R\$ 1.963. A importância segurada é R\$ 273 mil, correspondendo a 80% do VaR sem seguro.

GRÁFICO 6.9 Histogramas de Perdas com e sem a Utilização de Seguro – Canal P



No gráfico 6.10, visualizam-se os vetores de diferença de capital alocado, de perda média, de VaR e o de franquias. Com exceção do último vetor, os demais representam as diferenças entre as simulações sem e com seguro.

GRÁFICO 6.10 Vetores de Diferenças de: Capital Alocado, Perda Média e *Value at Risk* versus Vetor de Franquias (expressos em R\$) – Canal P



Para o Canal P, são apresentados, na tabela 6.11, os resultados de VaR, com grau de confiança de 95%, perda média esperada e capital econômico.

Observa-se que, para todo o vetor de franquias, o capital econômico apurado, sem utilização do seguro, é superior ao capital econômico com seguro. Portanto, do mesmo modo do Canal G, sinaliza-se vantagem para contratação do seguro desde que o capital não alocado, em função da utilização do seguro, seja superior ao valor do prêmio do seguro.

TABELA 6.11 VaR Operacional e Capital Econômico – Canal P

| UTILIZAÇÃO DE SEGURO | FRANQUIA (R\$) | VaR (R\$) | PERDA MÉDIA (R\$) | CAPITAL ECONÔMICO (R\$) |
|---------------------------------|---------------------------|----------------------|------------------------------|--|
| NÃO | - | 341.090 | 219.140 | 121.950 |
| SIM | 4 | 74.813 | 12.629 | 62.184 |
| SIM | 221 | 137.140 | 81.392 | 55.748 |
| SIM | 439 | 174.020 | 113.360 | 60.660 |
| SIM | 657 | 204.910 | 133.680 | 71.230 |
| SIM | 874 | 227.080 | 147.810 | 79.270 |
| SIM | 1.092 | 242.570 | 158.130 | 84.440 |
| SIM | 1.310 | 255.160 | 166.180 | 88.980 |
| SIM | 1.527 | 265.040 | 172.760 | 92.280 |
| SIM | 1.745 | 273.180 | 177.790 | 95.390 |
| SIM | 1.963 | 279.610 | 181.890 | 97.720 |

VI – CONCLUSÕES

O que se pretendeu com esta pesquisa foi explicitar a integração de contratos de seguros em modelos de risco operacional. Para tanto, foram feitas simulações integrando os contratos de seguro em quatro séries históricas pertencentes à categoria de perda fraudes e roubos externos. Obtendo-se como resultado dos processos de simulações o VaR operacional a perda média e o capital econômico.

Não foi possível aplicar nas simulações a estrutura de dependência de choque comum, conforme apresentado no item 2.4, visto que, quando de sua

utilização, surgiram diversas fragilidades no modelo, as quais não tiveram soluções e impossibilitaram sua aplicação na presente pesquisa.

Na modelagem da frequência, a distribuição que melhor se ajustou aos dados empíricos das séries históricas estudadas foi a Binomial Negativa. Apesar de constar na literatura que a distribuição de Poisson é uma das mais usadas na estimação de frequência de risco operacional, essa distribuição não se ajustou bem às séries analisadas. Ressalte-se que a distribuição Binomial Negativa tem dois parâmetros e, conseqüentemente, tem mais flexibilidade de formato que a Poisson. Portanto, em termos técnicos, talvez a maioria dos eventos de risco operacional se adéquem melhor à Binomial Negativa do que à de Poisson.

Com relação à severidade das perdas, foram selecionadas as distribuições: Gamma com parâmetros $\alpha = 0,9672$ e $\beta = 569,09$, Exponencial Negativa com parâmetro $\lambda = 190,95$, Log-normal com parâmetros $\mu = 5,6044$ e $\sigma = 1,4553$ e Log-normal com parâmetros $\mu = 4,8403$ e $\sigma = 1,4515$ para os Canais A, B, G e P, respectivamente.

Tendo-se analisado separadamente os processos de frequência e de severidade, torna-se necessário combiná-los em uma distribuição de perdas agregada. Para tanto, utilizou-se o método de simulações de Monte Carlo com 50.000 iterações a fim de se obter uma distribuição de perdas agregadas final mais estável.

Saliente-se que, por conta de questões computacionais, todos os cálculos são efetuados para um período de trinta dias. Não existem perdas em termos conceituais do modelo para períodos mais longos como, por exemplo, de um ano.

A partir das simulações, estimou-se o VaR operacional com grau de confiança de 95% e foi apurado o capital econômico, ambos sem e com a utilização do seguro. Cabe ressaltar que o NACB sinaliza para intervalo de confiança o percentil de 99,99%. No entanto, a título de exercício acadêmico, optou-se por um intervalo de confiança de 95%, uma vez que o percentil 99,99% separa a 0,01% maiores observações. Portanto, para as 50 mil simulações executadas, apenas 5 observações ficariam à direita desse percentil, incorrendo em grande imprecisão. Para solucionar a imprecisão, seria necessário um grande número de simulações, aumentando, significativamente, o esforço computacional.

Considerando o intervalo de confiança estabelecido para a pesquisa, de 95%, e não utilizando o contrato de seguro, o capital econômico calculado foi de R\$ 253 mil, R\$ 8 mil, R\$ 1.215 mil e R\$ 122 mil para os canais A, B, G e P, respectivamente.

Fazendo-se as simulações com a utilização de seguro e escolhendo para franquia o menor valor do vetor para cada canal, chega-se ao capital econômico de R\$ 151 mil, R\$ 4 mil, R\$ 541 mil e R\$ 62 mil para os canais A, B, G e P, respectivamente. Isto significa que para valores mais baixos de franquias deve-se alocar menos capital para fazer frente às perdas inesperadas. Para o nível de franquia mais elevado, obteve-se capital econômico de R\$ 1.004 mil e R\$ 98 mil

para os canais G e P, respectivamente. Para os canais A e B o capital econômico foi um pouco superior ao calculado sem a utilização de seguro.

Para que exista vantagem, do ponto de vista financeiro, na contratação do seguro de risco operacional é necessário que o montante de capital que se deixe de alocar em função da utilização do seguro, limitado a 20% do capital alocado sem seguro, aplicado na curva de oportunidade da instituição financeira, seja maior que o valor do prêmio pago pelo seguro.

Os modelos estocásticos discutidos nesta pesquisa fazem importantes pressuposições. Em especial, considera-se que não ocorrerão mudanças estruturais que alterem a probabilidade de eventos ou seus impactos. Para perdas menos freqüentes e de alta severidade, tais pressuposições podem não ser razoáveis. Esta é a base da principal limitação quanto ao uso das simulações – o risco do modelo.

Finalmente, com relação ao consumo da importância segurada, que consta no algoritmo do seguro, utiliza-se na modelagem um processo estocástico simples para risco operacional. Sugere-se, para pesquisas futuras, o refinamento do modelo utilizando processos estocásticos que sejam específicos de ciências atuariais / seguros. Outro tópico a ser explorado, que é uma exigência determinada pelo regulador, é a inserção, na modelagem, do risco de liquidez que está associado ao risco de perdas adicionais resultantes do atraso de pagamento da indenização do seguro.

VII - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alexander, C. (organizador) ***Operational Risk Regulation, Analysis and Management***, FT Prentice Hall, 2003.

Basel Committee - ***Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework***, 2004.

Bee, M. ***Copula-Based Multivariate Models with Applications to Risk Management and Insurance***, Department of Economics – University of Trento, 2005.

Brandts, S. ***Operational Risk and Insurance: Quantitative and Qualitative Aspects***, University of Frankfurt Working Paper.

Crouhy, M., Galai, D., Mark, R. ***Risk Management***, McGraw-Hill, 2000.

Cruz, M. ***Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk***, John Wiley Trade, 2002.

Durante, F. ***Solution of an Open Problem for Associative Copulas***, Fuzzy Sets and Systems 152 (2005) 411-415.

Ebnöther, S., Vanini, P., McNeil, A., Antolinez-Fehr, P. ***Modelling Operational Risk***, ETH Zürich Working Paper, 2001.

Ebnöther, S., Vanini, P., McNeil, A., Antolinez-Fehr, P. ***Operational Risk: A Practitioner's View***, ETH Zürich Working Paper, 2002.

Embrechts, P., Lindskog, F., McNeil, A. ***Modelling Dependence with Copulas and Applications to Risk Management***, ETH Zürich Working Paper, 2001.

European Commission **Working Document of the Commission Services on Capital Requirements for Credit Institutions and Investment Firms**, Annex H-4, 2002.

Frachot, A., Georges, P., Roncalli, T. **Loss Distribution Approach for Operational Risk**, Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais Working Paper, 2001.

Frachot, A., Roncalli, T. **Mixing Internal and External Data for Managing Operational Risk**, Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais Working Paper, 2002.

Frahm, G., Junker, M., Szimayer, A. **Elliptical Copulas: Applicability and Limitations**, Statistics & Probability 63(2003) 275-286.

Jorion, P. **Value at Risk**, BM&F, 2003.

Klugman, S., Panjer, H., Wilmot, G. **Loss Models: From Data to Decisions**, Wiley, 1998.

Lawrence, M. **Marking the Cards at ANZ**, Operational Risk – Risk Special Edition, 2000.

Marshall, C. **Measuring and Managing Operational Risk in Financial Institutions**, John Wiley Trade, 2001.

McNeil, A., Lindskog, F. **Common Poisson Shock Models: Applications to Insurance and Credit Risk Modelling**, Risklab/ ETH Zürich Working Paper, 2001.

Meyer, Paul L. **Probabilidade Aplicações à Estatística**, Livros Técnicos e Científicos, 1980.

Ong, M.(organizador) **The Basel Handbook a Guide for Financial Practitioners**, Risk Books,2005.

Risk Management Group, 2001a, ***Consultative Document Operational Risk***, Basel Committee on Banking Supervision Basel.

Risk Management Group, 2001b, ***Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk***, Basel Committee on Banking Supervision Basel.