

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

Faculdade de Ciências Econômicas

Departamento de Ciências Administrativas

Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração

CEPEAD

**MODELOS AVANÇADOS PARA RISCO OPERACIONAL: uma análise
empírica da abordagem de distribuição de perdas**

Tese

Doutorando: **Clayton Peixoto Goulart**
Orientador: **Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci**

Belo Horizonte/Minas Gerais

Abril/2012

Clayton Peixoto Goulart

**MODELOS AVANÇADOS PARA RISCO OPERACIONAL: uma análise
empírica da abordagem de distribuição de perdas**

Tese apresentada ao Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração – CEPEAD – da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Administração.

Linha de Pesquisa: Finanças

Orientador : Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci

Universidade Federal de Minas Gerais

Belo Horizonte

Universidade Federal de Minas Gerais

Faculdade de Ciências Econômicas

2012

Ficha catalográfica

Goulart, Clayton Peixoto.
G694m 2012 Modelos avançados para risco operacional : uma análise empírica da abordagem de distribuição de perdas / Clayton Peixoto Goulart, 2012.
202 f. , il., gráfs. e tabs.

Orientador: Luiz Alberto Bertucci.
Tese (doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração.
Inclui bibliografia e apêndices.

1. Finanças – Teses. 2. Mercado financeiro – Teses.
3. Risco – Teses. I. Bertucci, Luiz Alberto. II. Universidade Federal de Minas Gerais. Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração. III. Título.

CDD: 332



Universidade Federal de Minas Gerais
Faculdade de Ciências Econômicas
Departamento de Ciências Administrativas
Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração

ATA DA DEFESA DE TESE DE DOUTORADO EM ADMINISTRAÇÃO do Senhor **CLAYTON PEIXOTO GOULART**, REGISTRO Nº 78/2012. No dia 26 de abril de 2012, às 14:00 horas, reuniu-se na Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, a Comissão Examinadora de Tese, indicada pelo Colegiado do Centro de Pós-Graduação e Pesquisas em Administração do CEPEAD, em 03 de abril de 2012, para julgar o trabalho final intitulado "**Modelos Avançados para Risco Operacional: Uma análise empírica da abordagem de distribuição de perdas**", requisito para a obtenção do **Grau de Doutor em Administração**, linha de pesquisa: **Finanças**. Abrindo a sessão, o Senhor Presidente da Comissão, Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci, após dar conhecimento aos presentes o teor das Normas Regulamentares do Trabalho Final, passou a palavra ao candidato para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a argüição pelos examinadores com a respectiva defesa do candidato. Logo após, a Comissão se reuniu sem a presença do candidato e do público, para julgamento e expedição do seguinte resultado final:

APROVAÇÃO;

APROVAÇÃO CONDICIONADA A SATISFAÇÃO DAS EXIGÊNCIAS CONSTANTES NO VERSO DESTA FOLHA, NO PRAZO FIXADO PELA BANCA EXAMINADORA (NÃO SUPERIOR A 90 NOVENTA DIAS);

REPROVAÇÃO.

O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pelo Senhor Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, o Senhor Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente ATA, que será assinada por todos os membros participantes da Comissão Examinadora. Belo Horizonte, 26 de abril de 2012.

NOMES

ASSINATURAS

Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci
ORIENTADOR (CEPEAD/UFMG)

.....
.....

Prof. Dr. Hudson Fernandes Amaral
(CEPEAD/UFMG)

.....
.....

Prof. Dr. Robert Aldo Iquiapaza Coaguila.....
(CEPEAD/UFMG)

.....
.....

Prof. Dr. Helder Ferreira de Mendonça
(Universidade Federal Fluminense/RJ)

.....
.....

Prof. Dr. João Carlos Douat
(Fundação Getúlio Vargas/SP)

.....
.....

À minha filha Julia, norte maior da minha vida, pela paciência, amor e carinho infinitos durante todo o processo que culminou com a conclusão de mais uma etapa de minha vida acadêmica. Minhas submissas desculpas pelas ausências e falhas cometidas como pai durante este período. Prometo recompensá-la!

Aos meus pais, pelos numerosos exemplos de honradez, honestidade, amor e determinação que ajudaram a moldar o meu caráter. Muito obrigado por tudo!

AGRADECIMENTOS

Ah, a tese! É verdade, nós nunca a terminamos, simplesmente desistimos de fazer tudo o que queríamos e, pressionados pelos prazos, encerramos. Fica um misto de dever cumprido e de esperança. Esperança de poder continuar a desenvolvê-la nos estudos que se seguirão e, mais que tudo, esperança de continuar em busca do conhecimento, uma vez que agora não tenho dúvidas da insignificância do meu saber ...

Muitos foram os que me ajudaram nesta jornada e gostaria de agradecer imensamente a todos, mas especialmente ...

Aos meus pais, eternos incentivadores que, com sua obstinação, honestidade, caráter e dedicação, sempre foram exemplo para seus filhos.

Ao Prof. Dr. Luiz Alberto Bertucci, pelo seu apoio, comentários e sugestões na orientação desta tese. Além de profissional exemplar, soube como poucos orientar uma tese em um tema que se coloca na fronteira dos estudos sobre gestão de riscos. Muito obrigado pela confiança e serenidade nos diversos momentos em que os desafios se mostraram quase intransponíveis.

Ao professor Dr. Hudson Fernandes Amaral, pelo apoio e incentivo em toda minha vida acadêmica. Suas valiosas sugestões metodológicas auxiliaram, em muito, o desenvolvimento deste trabalho.

Aos demais professores do CEPEAD, em especial aos professores Dr. Aureliano Angel Bressan, Prof. Dr. Francisco Vidal Barbosa e Prof. Dr. Robert Aldo Iquiapaza Coaguila, pelos incentivos e apoio nos diversos momentos de “desespero acadêmico”.

Ao Banco Central do Brasil, pela liberação e apoio financeiro, sem o qual não teria tido a oportunidade de realizar este projeto.

Ao meu orientador técnico e incentivador Walter Batista Cançado, por suas sugestões, confiança e constante apoio nessa etapa da minha vida acadêmica e nos anos de Banco Central do Brasil.

Aos amigos do Banco Central que me apoiaram, torceram e sofreram comigo durante esse longo processo que se iniciou na disputa para ser aprovado no Programa de Pós-Graduação do Bacen, passou pela luta quase desesperadora para a obtenção dos dados e culminou na corrida contra o tempo para cumprir o prazo de defesa.

Um agradecimento especial aos representantes das instituições financeiras que cederam os dados para esta pesquisa, mesmo sabendo que os meus colegas do Banco Central não o fizeram. Não posso pensar em uma demonstração mais explícita de que a crença na pesquisa acadêmica pode superar o medo e a desconfiança. Espero que esta atitude ousada, tanto para os padrões internacionais quanto nacionais, possa ser seguido pelos seus pares.

A todos os funcionários do CAD, CEGE e CEPEAD, pela ajuda nas questões administrativas, mas principalmente à Érica, por sua extrema simpatia e bom atendimento.

Aos colegas mestrandos e doutorandos de todas as turmas que compartilharam comigo este profícuo período da minha vida, com destaque para meus amigos Alexandre Santos Pinheiro (Xambs), Daniel Calbino (Dapinta) e Rafael Diogo (Rafa), foi um privilégio tê-los conhecido.

RESUMO

O risco operacional é um tema instigante e vem adquirindo cada vez mais relevância no âmbito tanto da academia quanto do mercado financeiro e de capitais. Esta pesquisa discute em profundidade a aplicação da abordagem de distribuição de perdas (LDA) no cálculo do capital regulamentar para risco operacional de uma instituição financeira brasileira de grande porte. Uma base com cinco anos de dados de perdas foi coletada, permitindo a apuração do capital regulamentar relativo aos oito tipos de eventos de risco operacional da linha de negócios varejo. Foram testadas várias configurações para os parâmetros de modelagem, gerando-se um total de vinte e quatro cenários distintos que incluem a correção ou não por índice inflacionário, a imposição de diferentes valores mínimos para os dados de perda e a possibilidade de agrupamento de dados de um mesmo tipo de perda e data de ocorrência. Verificou-se que a definição dos parâmetros representa um fator crítico para o processo, podendo alterar substancialmente o capital regulamentar calculado para o risco operacional. Os resultados ainda indicam a necessidade de se determinar as distribuições de frequência e severidade que para cada combinação “linha de negócio-tipo de perda”, não sendo apropriada a presunção de qualquer distribuição *a priori*.

Palavras-chave: Risco operacional, Abordagem de Distribuição de Perdas (LDA), Abordagem de Mensuração Avançada (AMA).

ABSTRACT

Operational risk is a fascinating issue and has been experiencing a rising relevance both in academy and in financial and capital markets. This research aims to provide an in-depth assessment of the loss distribution approach (LDA) appropriateness as a tool for measuring operational risk capital requirement for a Brazilian large-sized financial institution. Operational loss data within a five-year span were collected, which allowed the measurement of capital requirement for the eight event types of operational risk occurred in the Retail Banking business line. Twenty-four distinct scenarios have been prepared from several changes in model parameters, such as imposing different thresholds levels, the data adjustment by inflation index, and the possibility of grouping data caused by a common operational loss event observed at the same day. Research results suggest that parameters settings are a critical feature for the process and can substantially change operational risk capital requirements. Results still point to the need to determine frequency and severity distributions for each combination of “business line-loss event type”, since there’s no *a priori* appropriate distribution that should be used in the calculation of operational risk capital requirement.

Keywords: Operational Risk, Loss Distribution Approach (LDA), Advanced Measurement Approach (AMA).

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	20
1.2	Contextualização	28
1.3	Justificativa e relevância	31
1.4	Problema e escopo de pesquisa	34
1.5	Objetivos	35
1.5.1	Objetivo geral.....	35
1.5.2	Objetivos específicos	35
1.6	Estrutura da tese	38
2	REFERENCIAL TEÓRICO	40
2.1	Regulação bancária e Acordos de Basileia	40
2.2	Risco operacional em instituições financeiras	46
2.3	Abordagem LDA.....	57
2.3.1	Conceituação.....	57
2.3.2	Distribuições de severidade e frequência para eventos de perdas operacionais	60
2.3.3	Critérios de seleção de distribuições.....	64
2.3.4	Distribuição agregada de perdas	69
2.4	Estudos empíricos	73
3	METODOLOGIA	79
3.1	Introdução.....	79
3.2	Unidade de observação e unidades de análise	79
3.3	Caracterização da amostra	80

3.4	Análise exploratória dos dados	83
3.5	Modelagem dos dados	83
3.5.1	Definição temporal.....	83
3.5.2	Atualização monetária	84
3.5.3	Construção das bases de frequência e severidade.....	85
3.6	Avaliação do ajuste das distribuições aos dados e estimação de parâmetros.....	87
3.7	Mensuração do capital regulamentar pela Simulação de Monte Carlo.....	90
3.8	Instrumentos da pesquisa	94
3.9	Limitações da pesquisa	95
4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	96
4.1	Análise exploratória dos dados	97
4.2	Apuração do capital regulamentar sem agrupamento de valores	102
4.2.1	Análise do perfil das distribuições de frequência.....	107
4.2.2	Análise do perfil das distribuições de severidade.....	109
4.2.3	Valores calculados para o capital regulamentar	111
4.3	Apuração do capital regulamentar com agrupamento de valores	114
4.3.1	Análise do perfil das distribuições de frequência.....	119
4.3.2	Análise do perfil das distribuições de severidade.....	121
4.3.3	Valores calculados para o capital regulamentar	123
4.4	Influências da assunção da distribuição de Poisson na apuração do capital.....	128
4.5	Impactos do número de simulações na apuração do capital regulamentar.....	131
4.6	Análise consolidada dos resultados	136
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	141
	REFERÊNCIAS	148

ANEXOS	160
ANEXO A – Relação das distribuições estatísticas e seus respectivos parâmetros.....	160
ANEXO B – Exemplos de programas MatLab® para Simulação de Monte Carlo e geração de números aleatórios.	183

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Capital regulamentar para risco operacional das cinco maiores instituições financeiras brasileiras – balanço de 31/12/2011.....	30
Tabela 2 – Perdas internas com eventos de riscos operacionais reportadas pelas instituições participantes do LDCE 2008.....	33
Tabela 3 – Linhas de negócios e respectivos multiplicadores.....	50
Tabela 4 – Código de identificação e descrição dos eventos de perda.....	96
Tabela 5 – Distribuição de ocorrências por evento de perda.....	97
Tabela 6 – Participação relativa do somatório de perdas de cada tipo de evento de perda no total de perdas apuradas	98
Tabela 7 – Estatísticas descritivas dos dados de perdas por tipo de perda.....	100
Tabela 8 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários sem agrupamento de valor (continua).....	103
Tabela 9 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores históricos.....	112
Tabela 10 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores corrigidos	112
Tabela 11 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários com agrupamento de valor (continua)	115
Tabela 12 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores históricos agrupados	124
Tabela 13 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores corrigidos agrupados	124

Tabela 14 – Comparação entre capital regulamentar calculado com dados agrupados e não agrupados – valores históricos	127
Tabela 15 – Comparação entre capital regulamentar calculado com dados agrupados e não agrupados – valores corrigidos	127
Tabela 16 – Capital regulamentar calculado com distribuição de Poisson – valores corrigidos	129
Tabela 17 – Capital regulamentar calculado com distribuição de Poisson – valores corrigidos agrupados	129
Tabela 18 – Comparação entre capital regulamentar para valores corrigidos sem agrupamento – Poisson <i>versus</i> “Melhor Ajuste”	130
Tabela 19 – Comparação entre capital regulamentar para valores corrigidos com agrupamento – Poisson <i>versus</i> “Melhor Ajuste”	131
Tabela 20 – Influência do número de simulações no valor do capital regulamentar para risco operacional – valores corrigidos	132
Tabela 21 – Influência do número de simulações no valor do capital regulamentar para risco operacional – valores corrigidos agrupados.....	133
Tabela 22 – Comparação entre o capital regulamentar calculado em cada cenário e o capital regulamentar divulgado.....	139
Tabela 23 – Símbolos matemáticos	160

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Perfil das distribuições de frequência sem agrupamento de valor – valores históricos	107
Gráfico 2 – Perfil das distribuições de frequência sem agrupamento de valor – valores corrigidos	108
Gráfico 3 – Perfil das distribuições de severidade sem agrupamento de valor – valores históricos	109
Gráfico 4 – Perfil das distribuições de severidade sem agrupamento de valor – valores corrigidos	110
Gráfico 5 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para valores históricos e valores corrigidos – sem agrupamento.....	113
Gráfico 6 – Perfil das distribuições de frequência com agrupamento de valor – valores históricos	119
Gráfico 7 – Perfil das distribuições de frequência com agrupamento de valor – valores corrigidos	120
Gráfico 8 – Perfil das distribuições de severidade com agrupamento de valor – valores históricos	121
Gráfico 9 – Perfil das distribuições de severidade com agrupamento de valor – valores corrigidos	122

Gráfico 10 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para valores históricos e valores corrigidos – com agrupamento	125
Gráfico 11 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações – valores corrigidos.....	134
Gráfico 12 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações – valores corrigidos agrupados	135

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1 – Diagrama esquemático do processo de agregação de perdas operacionais..... 69
- Figura 2 – Perdas esperadas e inesperadas no contexto de risco operacional 73

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AD	Anderson-Darling
AMA	<i>Advanced Measurement Approach</i>
ANBIMA	Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais
ASA	<i>Alternative Standardized Approach</i>
BACEN	Banco Central do Brasil
BIA	<i>Basic Indicator Approach</i>
BIS	Bank for International Settlements
BCBS	Basel Committee on Banking Supervision
CMN	Conselho Monetário Nacional
DFMA	Distribuição de Frequência de Melhor Ajuste
EVT	Teoria dos Valores Extremos (Extreme Value Theory)
IPCA	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo
IO	Insuficiência de observações
IID	Identicamente e Independentemente Distribuída
LDA	Loss Distribution Approach
LDCE	Loss Data Collection Exercise
LL	<i>Log-likelihood</i> (logaritmo neperiano da função verossimilhança)
MLE	<i>Maximum Likelihood Estimator</i>
N/A	Não Aplicável
PDF	Poisson como Distribuição de Melhor Frequência
p.e.	por exemplo
Popr	Parcela de capital exigido para risco operacional
Prm	Parcela de capital exigido para risco de mercado

PL	Patrimônio Líquido
POT	<i>Peaks Overt Threshold</i>
SA	<i>Standardized Approach</i>
SISBACEN	Sistema de Informações e Registro Eletrônico do BACEN
SFN	Sistema Financeiro Nacional
SQL	<i>Structured Query Language</i>
TVE	Teoria dos Valores Extremos
VCA	Valores Corrigidos Agrupados
VCSA	Valores Corrigidos Sem Agrupamento
VHA	Valores Históricos Agrupados
VHSA	Valores Históricos Sem Agrupamento

1 INTRODUÇÃO

Em todo o mundo as instituições financeiras recebem regulamentação especial em virtude de prestarem serviços e de exercerem funções que podem influenciar o funcionamento de toda a economia. Conforme alerta Stiglitz (1994), eventuais problemas, ainda que aparentemente restritos a uma dada instituição ou ativo, podem se espalhar de forma incontrolável, produzindo efeitos prejudiciais em grande escala. A crise dos ativos denominados *subprimes* é uma prova recente do poder multiplicador de problemas que ocorrem no mercado financeiro internacional, com perdas, desdobramentos e reflexos ainda não totalmente avaliados, mas que já ensejaram o recrudescimento na regulamentação prudencial em diversos países (LAEVEN e VALENCIA, 2010).

Saunders (2000) e Lopez (2010) observam que a possibilidade de ocorrência de tais efeitos pode ser mitigada a partir do controle dos riscos incorridos pelas instituições financeiras, dentre os quais se destacam o de crédito, o de mercado, o de liquidez e o operacional. Lopez (2010) ainda destaca que o risco operacional, definido como a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, como também de eventos externos, é o que apresenta o mais amplo espectro dentre todos os riscos.

Stiglitz (1994) e Jorion (2003), por sua vez, ressaltam que a gestão de riscos é de fundamental importância para a sobrevivência e a solidez dos sistemas financeiros, razão pela qual se constitui em um dos principais focos de preocupação do ponto de vista tanto das instituições quanto da supervisão bancária mundial.

Nesse sentido, Crouhy, Galai e Mark (2001) postulam que as iniciativas formais para estabelecer uma regulação bancária ampla em termos da mensuração e gestão de riscos na indústria bancária remontam ao início da década de 1970, com a constituição do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia (BCBS – do original em inglês). O referido comitê, um fórum vinculado ao *Bank for International Settlements* (BIS), foi formado inicialmente por representantes dos bancos centrais e autoridades do chamado Grupo dos 10 (G-10)¹, e vem produzindo diversos documentos e recomendações para a indústria bancária. O primeiro documento consolidado a obter especial destaque e ampla aplicação foi o denominado Acordo de Basileia (Basileia I), concluído em 15 de julho de 1988 (JORION, 2003).

Em termos de riscos, o documento original ainda apresentava uma visão incipiente de toda a complexidade que envolvia a indústria bancária e, fundamentalmente, focava o risco de crédito. Assim, desde sua publicação, o acordo mereceu emendas e diversas recomendações adicionais como forma de refletir a crescente concorrência e internacionalização dos mercados financeiros, bem como a evolução dos métodos de gestão de riscos e as inovações de produtos e práticas. Ao longo do tempo, paulatinamente foram incorporadas recomendações sobre os riscos de mercado, de liquidez e operacional, porém com tempestividade e níveis de detalhamento diferenciados (JORION, 2003; LAEVEN e VALENCIA, 2010; ROBERTSON, 2011).

¹ O G-10 é formado pelos representantes dos seguintes países: Alemanha, Bélgica, Canadá, Espanha, Estados Unidos, França, Holanda, Itália, Japão, Reino Unido e Suíça. Já o Comitê se expandiu, sendo hoje formado por representantes da África do Sul, Alemanha, Arábia Saudita, Argentina, Austrália, Bélgica, Brasil, Canadá, China, Coreia do Sul, Espanha, Estados Unidos, França, Holanda, Hong Kong, Índia, Indonésia, Itália, Japão, Luxemburgo, México, Rússia, Singapura, Suécia, Suíça, Reino Unido e Turquia.

É importante observar que a discussão sobre risco operacional ainda é recente no âmbito do sistema financeiro internacional, somente tendo sido reconhecido de forma individualizada e relevante pelo Comitê da Basileia no documento *Operational Risk Management*, publicado em setembro de 1998 (BCBS, 1998; JORION, 2003; CHERNOBAI, RACHEV e FABOZZI, 2007).

A pesquisa retratada no referido documento permitiu constatar três pontos básicos a respeito do risco operacional: o reconhecimento que este diferia dos demais riscos até então gerenciados e mensurados pelas instituições financeiras; a ausência de um consenso em relação a uma definição formal e de estudos que pudessem melhor balizar sua mensuração e gerenciamento; e a constatação de que era um risco inerente da atuação de todas as instituições financeiras e, portanto, mereceria maiores atenções tanto dos dirigentes como dos reguladores financeiros (BCBS, 1998).

Nesse sentido, as recomendações internacionais sobre o risco operacional foram retomadas em junho de 1999, quando o Comitê da Basileia sugere, explícita e enfaticamente, que se efetuassem estudos para estipular uma parcela de capital regulatório para fazer frente aos riscos operacionais. Tal preocupação pode ser observada no documento *A New Capital Adequacy Framework*, considerado por muitos como o texto seminal do Novo Acordo de Capital (ou Basileia II), que diz:

The existing Accord specifies explicit capital charges only for credit and market risks (in the trading book). Other risks, including interest rate risk in the banking book and operational risk, are also an important feature of banking. The Committee therefore proposes to develop a capital charge for interest rate risk in the banking book for banks where interest rate risk is significantly above average, and is proposing to develop capital charges for other risks, **principally operational risk**. (BCBS, 1999, p. 6, grifo do autor).

Vale dizer, ainda, que um evento de perda associado a um risco operacional pode se materializar por meio de uma operação que envolva o risco de crédito, de mercado ou de

liquidez. Assim, o primeiro desafio no contexto de risco operacional é conseguir caracterizar cada evento de perda, associá-lo corretamente, dimensioná-lo (em termos de momento, frequência e intensidade da ocorrência) e registrá-lo em uma base consistente e confiável para o futuro tratamento dos dados. Além disso, ao contrário dos riscos de crédito e de mercado, ainda não há um *benchmark* passível de uso no mercado (MARSHALL, 2002; BUCHELT, UNTEREGGER, 2004; CHERNOBAI, JORION e YU, 2011).

Tais dificuldades auxiliam a entender por que somente quando foi apresentada a primeira versão consolidada do Novo Acordo de Basileia, em junho de 2004, por meio do documento intitulado *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, é que foram abordados com maior profundidade e detalhes os aspectos quantitativos do risco operacional de forma sistematizada. Ademais, reconhecendo o estágio incipiente em que se encontravam as discussões sobre risco operacional, o Comitê da Basileia propôs a implantação da exigência de capital para o referido risco por meio de três abordagens que, a princípio, proporcionam um processo *continuum*, visando privilegiar aquelas instituições que detêm melhores controles internos e gerenciamento de riscos.

A primeira metodologia, denominada abordagem de indicador básico (BIA – sigla no original), define um multiplicador único de 15% sobre a média dos resultados brutos positivos dos últimos três anos de uma instituição financeira. Sua simplicidade apresenta várias fragilidades, tais como: não permitir uma precisão no cálculo de risco; não captar o verdadeiro perfil de risco de uma instituição financeira; e não ser instrumento que sirva de base para implantar ações de mitigação dos respectivos fatores causais (BCBS, 2006; McNEIL, FREY e EMBRECHTS, 2005).

A segunda metodologia, denominada abordagem padronizada (SA – sigla no original)², avança ao exigir que a instituição financeira detenha uma estrutura de controle que, ao menos, gerencie suas atividades na forma de até oito segmentos básicos (ou linhas de negócios): finanças corporativas; negociação e vendas; varejo; comercial; pagamentos e liquidações; serviços de agente financeiro; administração de ativos; e corretagem de varejo. De forma similar à metodologia anterior, atribuem-se percentuais fixos (12%, 15% ou 18%, dependendo da linha de negócio) a uma média de resultados trienais. Embora apresente avanços, esta abordagem mantém os problemas anteriores no que se refere tanto ao perfil de risco quanto às possíveis ações de mitigações das fontes originárias do risco (ALEXANDER, 2003; BCBS, 2006).

No intuito de avançar na solução dos referidos problemas permite-se, para as instituições que apresentem estruturas de controle e gerenciamento de riscos operacionais mais estruturadas e sofisticadas, o desenvolvimento de metodologias internas proprietárias para a mensuração do capital exigido para fazer frente ao risco operacional. Nesse caso, o Comitê não indica a metodologia a ser utilizada, mas sugere condições qualitativas e quantitativas mínimas para que uma instituição possa se candidatar ao uso de modelos internos de mensuração (BCBS, 2006).

Esse rol de possíveis metodologias recebeu o nome de abordagem de mensuração avançada (AMA – *Advanced Measurement Approach*, no original) e vem se tornando objeto de

² Em decorrência de diferenças nos mercados financeiros e de padrões de atuação de suas instituições, o Comitê permitiu um ajuste na metodologia de abordagem padrão, que foi denominada de abordagem padronizada alternativa (ASA – sigla no original). Neste caso, efetuou-se mais uma simplificação para os segmentos banco comercial e de varejo, permitindo-se que o cálculo da respectiva parcela de capital seja efetuado com base na apuração de 3,5% do total de empréstimos e adiantamentos na carteira, mantendo-se o restante da metodologia inalterada. (BCBS, 2006).

discussões acadêmicas e profissionais em todo o mundo. Vale dizer que há uma conjunção de interesses na utilização de abordagens AMA:

- a) as instituições enxergam a possibilidade de obter retorno financeiro direto e tangível pela melhoria dos seus controles internos e da gerência de risco, que, em vários casos, pode suplantar em muito o valor do investimento realizado;
- b) os supervisores e as autoridades monetárias veem a possibilidade de instigar a implantação de controles e gerenciamento de riscos efetivos no âmbito das instituições financeiras, facilitando a supervisão e aumentando a segurança do sistema como um todo; e
- c) os investidores obtêm uma espécie de certificação de que estão aplicando suas economias em uma instituição que mantém uma estrutura de controle e de gerenciamento de qualidade.

Da mesma forma, é claro o direcionamento para que as instituições migrem para modelos de apuração mais avançados, conforme se pode depreender da seguinte passagem de Basileia II³ que trata do risco operacional (BCBS, 2006, p. 158): “*Banks are encouraged to move along the spectrum of available approaches as they develop more sophisticated operational risk measurement systems and practices*”.

Nesse cenário, Cruz (2002), Van Den Brink (2002), Alexander (2003), Klugman, Panjer e Willmot (2004), Davis (2005), Panjer (2006), Dutta e Perry (2007) e Chernobai, Jorion e Yu (2011), dentre outros, sugerem a utilização de métodos estatísticos e atuariais para a

³ Em junho de 2006 o Comitê da Basileia publicou o documento denominado de *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a revised framework, comprehensive version* que, a rigor, trata-se de uma compilação dos pontos de Basileia I (com incorporações) e II em um único documento.

mensuração e a estimação de perdas associadas ao risco operacional. Tal abordagem é denominada abordagem de distribuição de perdas (LDA – *Loss Distribution Approach*), e tem recebido sinais de grande aceitação por parte dos signatários de Basileia II e das instituições financeiras nacionais e internacionais.

Os resultados obtidos nas pesquisas periódicas efetuadas pelo Comitê de Basileia corroboram essa preferência, dentre as quais merece destaque a última, divulgada em julho de 2009, denominada *Observed range of practice in key elements of Advanced Measurement Approach*. Nesta pesquisa, os 42 bancos participantes (5 da Austrália, 20 da Europa, 7 do Japão e 10 da América do Norte) utilizavam modelos estatísticos atuariais (variações do LDA) em seus modelos internos de mensuração do capital referente ao risco operacional.

Porém, muito caminho ainda há que ser trilhado até que se atinjam os objetivos inicialmente propostos, dado o grau de complexidade que envolve o tema e a incipiência da sua implantação prática. Tal fato, já preconizado por Hughes (2005), é reconhecido pelo próprio Comitê da Basileia quando alerta que diferenças significativas no processo de modelagem ainda podem ser observadas, como salienta em seu relatório sobre as práticas adotadas pelas instituições no desenvolvimento dos seus modelos AMA (BCBS, 2009b, p. 44):

The flexibility provided in the AMA reflects both the relative infancy of the operational risk discipline as well as the desire of the Basel Committee to explore how best to obtain risk sensitive estimates of operational risk exposure. While the industry has made significant progress in modelling operational risk, the range of practice continues to be broad, with a diversity of modelling approaches being adopted within AMA banks. These differences in modelling approaches, whether reflected in different correlation estimates, distributional assumptions, or other critical features of the model, clearly affect the AMA methodology of individual banks and, ultimately, the amount of capital resulting from the application of the AMA.

Decisions made by the bank on the critical features of its AMA model should be supported by quantitative and qualitative analysis and appropriately reflect the operational risk profile of the bank. While flexibility allows modelling to reflect individual bank risk profiles, it also raises the possibility that banks with similar risk profiles could hold different levels of

capital under the AMA, if they rely on substantially different modelling approaches and assumptions. Clearly, there exists a trade-off between convergence and flexibility. Convergence within and across jurisdictions will depend on how supervisors view and assess particular modeling approaches, as well as on how AMA banks implement supervisory requirements.

Vale ressaltar que as novas recomendações publicadas pelo Comitê da Basileia após a crise financeira de 2008, conhecidas como Basileia III, vieram se somar às recomendações anteriores no sentido de exigir maior critério, controle e transparência dos modelos internos desenvolvidos pelas instituições financeiras, o que é especialmente crítico no que se refere ao risco operacional (BCBS, 2010a, 2010b e 2011).

Dessa forma, nota-se que o tema ainda se encontra em maturação, com implicações e desdobramentos ainda a serem estudados, conforme alerta o recente documento *Operational Risk – Supervisory Guidelines for the Advanced Measurement Approaches* (BCBS, 2011, p. 1):

Consistent with this mandate, this paper identifies supervisory guidelines associated with the development and maintenance of key internal governance, data and modelling frameworks underlying an AMA. Because operational risk is an evolving discipline, this paper is intended to be an evergreen document, and as further issues are identified and expectations for convergence towards a narrower range of appropriate practices are developed, these too will be added to this document.

[...]

Flexibility in the development of an AMA, however, does not suggest that supervisors are prepared to accept any practice or process that a bank adopts in implementing its AMA frameworks. On the contrary, supervisors are concerned with identifying and encouraging bank operational risk practices that achieve robust and effective operational risk management and measurement systems that are consistent with safety, soundness and level playing field objectives.

1.2 Contextualização

O Banco Central do Brasil (BACEN) pela primeira vez se pronunciou oficialmente sobre a implantação de Basileia II no âmbito do Sistema Financeiro Nacional (SFN) em 9 de dezembro de 2004, por intermédio do Comunicado 12.746. Neste comunicado, previa-se a validação de metodologias internas de apuração de requerimento de capital para risco operacional para o período 2010-2011, porém sem qualquer detalhamento sobre a estrutura de gerenciamento do risco operacional, sua fórmula de cálculo ou mesmo uma definição formal. É interessante observar que, condizente com a dificuldade já apontada pelos estudos do BIS, o cronograma de implantação definiu o risco operacional como o último tópico a ser endereçado (BACEN, 2004).

Um novo pronunciamento formal sobre risco operacional foi efetuada pelo Conselho Monetário Nacional (CMN), por meio na Resolução 3.380, publicada em 29 de junho de 2006, a qual determinou a implementação de estrutura de gerenciamento do risco operacional nas instituições financeiras até 31 de dezembro de 2007. Desta feita, houve avanços consideráveis, detalhando-se padrões mínimos a serem seguidos e definindo-se oficialmente o conceito de risco operacional a ser adotado no âmbito do SFN (CMN, 2006, p. 1): “[...] define-se como risco operacional a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos”.

Em 27 de setembro de 2007, por intermédio do Comunicado BACEN 16.137, ocorre a primeira revisão do cronograma de implantação de Basileia II. Especificamente em relação ao risco operacional, adia-se o processo de autorização para uso de modelos internos para o final de 2012 (BACEN, 2007).

Um marco importante para a história do risco operacional no âmbito do SFN ocorre em 30 de abril de 2008, quando o BACEN, por meio da Circular 3.383, estabeleceu a forma e os prazos da cobrança de capital referente ao risco operacional com base nas seguintes metodologias: abordagem do indicador básico, abordagem padronizada alternativa e abordagem padronizada alternativa simplificada. Assim, a partir de 1º de julho de 2008, o risco operacional passou a integrar definitivamente o rol de riscos que fazem parte do cálculo da exigência de capital das instituições financeiras e demais autorizadas a operar pelo BACEN (BACEN, 2008).

Conforme preconizado por King (2001), Cruz (2002) e Marshal (2002), também no Brasil o início da cobrança de capital referente ao risco operacional expôs a sua relevância, levando-o a ultrapassar rapidamente os valores referentes ao risco de mercado em relação à exigência de capital regulamentar. A título de ilustração, a tabela 1 apresenta o valor do capital regulamentar requerido⁴, no que tange ao risco operacional (P_{opr}) e ao risco de mercado (P_{rm}), para as cinco maiores instituições financeiras⁵, assim como a participação relativa do P_{opr} em relação ao patrimônio líquido (PL).

⁴ As instituições financeiras selecionadas calculam o capital regulamentar utilizando-se da abordagem padronizada e/ou da abordagem padronizada simplificada, uma vez que ainda não estão autorizadas a utilizar abordagem de mensuração avançada.

⁵ As instituições estão dispostas em ordem decrescente por ativos totais, desconsiderando-se o BNDES pela sua característica distinta dos demais no SFN. Classificação obtida por meio de consulta ao endereço <http://www4.bcb.gov.br/top50/port/top50.asp>, acessado em 26/02/2012.

Tabela 1 – Capital regulamentar para risco operacional das cinco maiores instituições financeiras brasileiras – balanço de 31/12/2011.

Instituição	P_{opr} (R\$ mil)	P_{rm} (R\$ mil)	PL (R\$ mil)	Popr/PL
Banco do Brasil S/A	3.433.432	90.442	58.416.370	5,88%
Itaú Unibanco S/A	3.851.446	1.078.447	72.528.414	5,31%
Bradesco S/A	2.810.237	1.926.942	55.581.664	5,06%
Caixa Econômica Federal	1.830.057	34.739	19.561.381	9,36%
Banco Santander S/A	2.426.679	1.077.100	65.613.700	2,62%

Fonte: Elaborada pelo autor com base em consulta às demonstrações financeiras, relatórios de gerenciamento de riscos e informações a investidores disponíveis nos sítios das respectivas instituições financeiras. Acessado em 26/02/2012.

A dimensão dos valores envolvidos, a crise dos *subprimes* e o reconhecimento das dificuldades associadas a implantação de métodos de mensuração avançados ajudam a explicar as razões do novo adiamento definido pelo Comunicado 19.028, de 29 de outubro de 2009, postergando o início do processo de autorização para uso de modelos internos para até o final do primeiro semestre de 2013. (BACEN, 2009).

Finalmente, em 29 de dezembro de 2011, a autoridade monetária sinalizou ao mercado a sua intenção de possibilitar a introdução definitiva de modelos AMA no ambiente do SFN. Por meio de audiência pública⁶ 39/2011, o BACEN disponibilizou a minuta de circular que estabelece requisitos mínimos para a utilização de abordagem avançada no cálculo da parcela de capital regulamentar exigida para o risco operacional. Observa-se, entretanto, que condizente com o contexto internacional, a proposta em discussão deixa em aberto definições importantes, tais como: a possibilidade de agrupamento de perdas, os critérios de simulação, a aplicação de correções inflacionárias, os valores mínimos de corte e os critérios para avaliação da aderência de distribuições estatísticas aos dados, o que reforça a necessidade de maiores estudos que permitam melhor balizar o assunto (BACEN, 2011).

⁶ A audiência pública é um processo pelo qual o BACEN coleta sugestões e críticas para o aperfeiçoamento de normativos, antes da sua publicação final. No caso da referida audiência, está previsto um período de 90 dias para sugestões, a contar de 30/12/2011.

1.3 Justificativa e relevância

O tema risco operacional vem ensejando diversas discussões no âmbito dos órgãos de regulamentação financeira nacional e internacional, bem como das entidades reguladas. Nesse sentido, as partes envolvidas buscam alternativas na academia para a definição de diretrizes que possam ser consistentes, confiáveis, robustas e que reflitam o grau de risco de uma instituição com fidedignidade, o que remete às metodologias de mensuração avançadas.

Ressalte-se, ainda, que a discussão sobre a modelagem AMA não se restringe aos aspectos matemáticos e estatísticos. Em se tratando de instituições financeiras e de seu reconhecido poder de desencadear crises sistêmicas, muitos outros fatores envolvem a decisão pela implementação de uma ou outra abordagem de mensuração de risco operacional, assim como a sua aceitação – ou não – por parte das autoridades reguladoras e supervisoras. Deve-se ter em mente que a escolha da abordagem por uma instituição refletirá diretamente no montante de capital regulamentar exigido que, por sua vez, afeta o seu grau de alavancagem e outros limites operacionais, com reflexos em sua rentabilidade.

Há que se buscar, portanto, uma consistência financeira na aplicação das metodologias, sob o risco de desassociar a discussão metodológica da realidade que permeia a atividade das instituições. Este é o ponto que leva autores como Moosa (2007 e 2008), Alexander (2003) e Pérezier (2003) a questionarem a viabilidade de se tomar o 99,9º percentil como base para a estimativa do capital a ser exigido nos modelos AMA. Moosa (2008) chega a argumentar se não seria mais razoável e simples se as autoridades arbitrassem um valor de capital adicional para fazer face ao risco operacional e, assim, evitar um custo de gerenciamento que, com certeza, será repassado para os clientes.

Não obstante se possa reconhecer que alguns pontos de Basileia II merecerão revisões futuras, tal como ocorreu em outras oportunidades, no contexto desta tese considera-se que o processo transcende a mera estipulação do capital regulamentar, conforme alega Moosa (2008). Os processos avançados de mensuração do risco operacional apenas são possíveis após extenso trabalho de revisão da estrutura interna de controles, análise detalhada dos processos e mudanças profundas na cultura de riscos, o que traz ganhos, por vezes, de difícil mensuração imediata (CRUZ, 2002; KING 2001; MARSHALL, 2002; BRITO, 2007; LÓPEZ, 2009 e ROBERTSON, 2011).

Ademais, os métodos de mensuração avançados – tais como LDA – procuram estimar perdas futuras com base em dados reais que espelham falhas que, em geral, não eram explicitamente do conhecimento das instituições, mas que, de alguma forma, já estavam precificadas nos produtos negociados com a clientela, muitas vezes incorporados no enigmático *spread*. Com certeza, uma estrutura operacional mais confiável e eficiente, capaz de mapear e gerenciar adequadamente o risco, trará benefícios além da estabilidade do sistema financeiro.

Muitas etapas já foram superadas: a definição de risco operacional já se consolidou no âmbito das instituições financeiras; as estruturas internas já foram implantadas e adaptadas ou, no mínimo, se encontram em estágio avançado de implantação; uma grande variedade de dados de perdas já foi coletada e consistida; e a academia já apresentou diversas propostas de solução para o problema. Um exemplo desse avanço é o levantamento de dados de perda efetuado pelo Comitê da Basileia em 2008 (*Loss Data Collection Exercise – 2008*), com a participação voluntária de 119 instituições de diversos países, cujos dados referem-se a um histórico mínimo de três anos de perdas ocorridos até 31 de março de 2008. No cômputo

geral, foram apurados mais de 10 milhões de eventos de perdas, perfazendo um montante de 59,6 bilhões de euros, conforme pode ser constatado na tabela 2 (BCBS, 2009a).

Tabela 2 – Perdas internas com eventos de riscos operacionais reportadas pelas instituições participantes do LDCE 2008

Região (Número de instituições)	Perdas sem restrição de valor		Perdas ≥ €20.000	
	Quantidade	Valor (€ milhões)	Quantidade	Valor (€ milhões)
Austrália (11)	27.621	1.092	3.347	1.005
Europa (60)	1.674.456	20.799	76.079	19.768
Japão (18)	324.623	953	2.502	804
América do Norte (21)	6.141.939	33.291	64.635	30.209
Brasil/Índia (9)	2.426.679	3.465	25.319	1.917
Total (119)	10.595.318	59.600	171.882	53.703

Fonte: BCBS, 2009a. Elaborada pelo autor.

Há, entretanto, uma carência enorme de dados públicos e de pesquisas empíricas que permitam melhor aprofundamento da discussão. Duas razões principais podem ser apontadas para tanto. A primeira tem relação com o fato de que muitas instituições ainda não estão seguras com suas estruturas para a captura de dados de eventos de perda e/ou metodologias de mensuração. A segunda, e talvez mais importante, refere-se ao extremo cuidado que as instituições têm com a divulgação desses dados, os quais são considerados de caráter sigiloso e com alto potencial de causar estragos em relação à imagem de uma instituição frente à sua clientela e parceiros negociais.

Assim, considerando-se o atual estágio de desenvolvimento do tema no âmbito internacional, a relevância dos valores envolvidos, a consolidação da abordagem LDA como uma alternativa

viável para o processo de mensuração⁷, o início da etapa de aprovação de modelos internos no SFN previsto para o primeiro semestre de 2013 e a carência de estudos que retratem a realidade das instituições no âmbito tanto nacional quanto internacional, pode-se concluir não só pela relevância como também pela tempestividade de estudos que auxiliem a preencher esta lacuna.

1.4 Problema e escopo de pesquisa

Conforme alerta o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia (BCBS, 2011, p. 1), *“In recognition of the evolutionary nature of operational risk management as developing risk management, the Committee provided significant flexibility to banks in the development of an operational risk measurement and management system. This flexibility was, and continues to be, a critical feature of the AMA”*.

Dessa forma, tendo em vista a flexibilidade associada ao uso de modelos AMA e a carência de pesquisas que retratem os impactos que as definições de parâmetros de modelagem LDA acarretam no cálculo do capital regulamentar para risco operacional, a pergunta norteadora deste estudo pode ser enunciada como:

Qual é o efeito de alterações nos parâmetros de modelagem LDA no cálculo do valor do capital regulamentar referente ao risco operacional de instituições financeiras?

⁷ *“Most AMA models are currently based on either the loss distribution approach (LDA) or on the scenario-based approach (SBA)”* (BCBS, 2011, p. 34).

Por sua vez, o escopo desta pesquisa compreende os oito eventos de perda⁸ da linha de negócios varejo de uma grande instituição financeira do SFN, classificada dentre as oito que detêm os maiores ativos totais na data de 31/12/2011. Além da representatividade financeira desta linha de negócios para as instituições de grande porte, é importante ressaltar que levantamentos efetuados pelo Comitê da Basileia relatam que esta também é a principal linha de negócios para a maioria dos participantes que adotam AMA (BCBS, 2009a, p. 3):

The business line with the highest loss frequency and total loss amount was Retail Banking. This result is consistent with the results from the 2002 LDCE and reflects that Retail Banking continues to be a primary business line for most participants.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo geral

Analisar o efeito de alterações nos parâmetros de modelagem LDA no cálculo do valor do capital regulamentar referente ao risco operacional de instituições financeiras.

1.5.2 Objetivos específicos

Um dos pontos críticos que se inserem na flexibilidade postulada pelo Comitê, e que merece uma discussão mais aprofundada, é o valor mínimo de corte, também conhecido como *threshold*, a partir do qual uma perda deve ser incluída na base de dados de cálculo do capital

⁸ O CMN definiu a classificação obrigatória de dados em oito eventos de perda para cada linha de negócios: fraudes internas, fraudes externas, demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho, danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição, falhas em sistemas de tecnologia da informação e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (CMN, 2006).

regulamentar exigido (BCBS, 2011; BACEN, 2011). Embora o Comitê inicialmente sugira valores na ordem de €20.000, há dúvidas não só sobre a aplicabilidade deste valor no ambiente do SFN como também sobre os impactos na instituição de qualquer valor no cálculo do capital regulamentar, o que se traduz no objetivo específico 1:

Objetivo 1: Avaliar se a elevação do valor mínimo de corte para a inclusão de eventos de perda na base de cálculo leva a uma redução no valor calculado do capital regulamentar.

Outro ponto que vem merecendo destaque e que carece de pesquisas é a possibilidade de agrupamento de perdas operacionais de uma mesma categoria para efeito de cálculo do capital regulamentar. A princípio, as perdas não devem ser agrupadas, considerando-se cada evento de forma individual, mesmo com a ocorrência de vários eventos de perda de um mesmo tipo e na mesma data. Entretanto, em alguns casos, propostas de tratamento de dados pressupõem a possibilidade de agrupamento, o que pode acarretar impactos na estimativa do valor do capital regulamentar exigido, uma vez que pode alterar não só parâmetros de frequência e severidade como também a periodicidade de simulação (BACEN, 2011; BCBS, 2011). Tal possibilidade conduz ao objetivo específico 2:

Objetivo 2: Avaliar se o agrupamento de eventos de perda, de um mesmo tipo e em uma mesma data de ocorrência, reduz o valor do capital regulamentar exigido quando comparado ao uso dos dados em sua forma original.

Por sua vez, Frachot, Georges e Roncalli (2001), Fontnouville, DeJesus-Rueff, Jordan e Rosengren (2003) e Dutta e Perry (2007), dentre outros, postulam que a distribuição de Poisson pode ser utilizada como a distribuição de frequência para os eventos de perda de risco operacional, sem que haja perda substancial em termos de precisão na apuração do capital regulamentar. Tal postulado conduz a dois objetivos específicos:

Objetivo 3: Verificar o postulado de que a distribuição de Poisson é a distribuição de frequência que estatisticamente melhor se ajusta às perdas observadas nos oito tipos de eventos de perda operacional.

Objetivo 4: Avaliar se a utilização da distribuição de Poisson, em substituição a outras distribuições de frequência estatisticamente mais bem ajustadas às perdas observadas nos oito tipos de eventos de perda operacional, acarreta uma diminuição no capital regulamentar exigido.

O Comitê (BCBS, 2011) também alerta que o uso de técnicas de Simulação de Monte Carlo enseja discussões no que diz respeito ao impacto que a definição do número de simulações pode causar na apuração do capital regulamentar. Considerando-se que o valor a ser utilizado é aquele que representa o 99,9º percentil dos dados gerados pelo processo de simulação de um ano ocorrências, pretende-se verificar empiricamente os impactos, no contexto desta tese, com o seguinte objetivo específico:

Objetivo 5: Avaliar se a definição de diferentes números de simulações ocasiona impacto significativo no valor do capital regulamentar para risco operacional apurado por intermédio do 99,9º percentil dos dados gerados por Simulação de Monte Carlo.

A correção dos efeitos da inflação ou deflação nos dados dos eventos de perda operacional também é um ponto crítico que se insere na flexibilidade sugerida pelo Comitê de Supervisão Bancária da Basileia. No caso brasileiro, em que ainda se verificam níveis representativos de inflação anual, é de se esperar que a correção dos dados por índices inflacionários seja relevante. Pretende-se testar empiricamente os efeitos da correção por meio dos seguintes objetivos específicos:

Objetivo 6: Verificar se a correção dos dados de perdas operacionais pelo índice IPCA altera a definição das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustam aos dados.

Objetivo 7: Avaliar se a correção dos dados de perdas operacionais pelo índice IPCA aumenta o capital regulamentar a ser exigido.

1.6 Estrutura da tese

A tese está estruturada em cinco capítulos, além das referências bibliográficas e dos anexos. Neste primeiro capítulo, fez-se uma discussão da problemática que envolve o tema risco operacional e contextualizou-se o estágio de desenvolvimento em que se encontra o SFN. Foram apresentados os objetivos a serem testados, as justificativas para a realização da pesquisa e sua relevância tanto para o meio acadêmico quanto para o mercado financeiro.

A apresentação da fundamentação teórica que apoia este estudo está no segundo capítulo. Por sua vez, o terceiro capítulo traz, em detalhes, a metodologia adotada para a realização deste trabalho. São descritos os procedimentos empregados em cada etapa, caracterizadas as amostras, as unidades de observação e análise, definidos os instrumentos de pesquisa e discutidas as limitações de cada processo.

A exibição, a análise e a discussão dos resultados se encontram no quarto capítulo, apresentadas na ordem lógica semelhante em que foram definidos os procedimentos empíricos no capítulo referente à metodologia. Sempre que oportuno, as análises e conclusões parciais extrapolam os limites das seções, buscando-se demonstrar o inter-relacionamento dos resultados.

As considerações finais são apresentadas no quinto capítulo, como também são apontadas possibilidades para pesquisas futuras. As referências bibliográficas dispensam comentários, e os anexos foram organizados de forma a permitir a consulta e verificação das equações matemático-estatísticas utilizadas e os principais programas desenvolvidos em MatLab®.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Regulação bancária e Acordos de Basileia

Segundo Castro (2009) e Whitehead (2010), em uma perspectiva histórica, a atual regulação bancária nasceu como uma resposta à severidade alcançada pela Crise de 1929. Nesse sentido, Carvalho e Kregel (2010) observam que a quebra da Bolsa de Valores no referido ano foi seguida de pelo menos três “corridas” a bancos que paralisaram o sistema bancário estadunidense, aprofundando a crise e expondo o risco de contágio entre o sistema financeiro e toda a economia.

Em vista das consequências econômicas observadas, os Bancos Centrais dos diversos países foram impelidos a ampliar seu escopo de atuação. De uma postura basicamente restrita à garantia de assistência de liquidez, passaram a adotar medidas regulatórias mais incisivas, tais como a exigência de garantias em operações e a imposição de seguros-depósitos, dentre outras. Do ponto de vista internacional, pode-se destacar como consequência relevante da crise a criação do Banco de Compensações Internacionais (BIS), ocorrida em 1930, no intuito de promover a cooperação monetária e financeira internacional e de servir como banco para os bancos centrais (CASTRO, 2009; CARVALHO e KREGEL, 2010).

Carvalho e Kregel (2010) concordam com Crouhy, Galai e Mark (2001) quanto à mudança de perfil da regulação a partir dos anos 80. O período pós-1930 foi marcado inicialmente por uma atuação regulatória rígida, cujo foco principal da supervisão era a garantia de que os bancos teriam capacidade de honrar seus depósitos. Os supervisores bancários determinavam os mercados e os produtos nos quais os bancos poderiam atuar, suportados por leis que impediam a associação de instituições de ramos financeiros distintos, tais como seguradoras,

bancos comerciais e bancos hipotecários⁹. Entretanto, paulatinamente flexibilizaram suas regras ao longo do tempo, em resposta às alterações legais e ao novo ideário político que pregava uma menor intervenção do Estado na economia. No início da década de 80 as mudanças liberalizantes culminaram em uma postura regulatória menos intrusiva, permitindo que os bancos passassem a atuar com menos limitações, em mercados mais arriscados e com produtos e serviços cada vez mais complexos. Ressalte-se, ainda, que no período eram raros os casos em se observavam normativos em caráter supranacional (CASTRO, 2009; CARVALHO e KREGEL, 2010).

A globalização dos mercados financeiros, a concorrência entre instituições financeiras internacionais, as discrepâncias normativas entre os países, a percepção do aumento do risco nas transações e diversos problemas ocorridos em instituições financeiras nos Estados Unidos e na Europa na década de 80 indicaram a necessidade de se propor um conjunto de procedimentos comuns às entidades reguladoras mundiais (CROUHY, GALAI e MARK, 2001).

Nesse sentido, Jorion (2003) postula que vultosas perdas registradas nos empréstimos efetuados aos governos de países “subdesenvolvidos” foram os principais motivadores para que se instituisse o primeiro acordo internacional em 1988, tendo como base o documento “Convergência Internacional de Medição e de Normas de Capital”. O referido documento, hoje conhecido como Acordo de Basileia I (ou Basileia I), foi desenvolvido no âmbito do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia, órgão consultivo do BIS, e posteriormente endossado pelos presidentes dos bancos centrais dos países do G-10.

⁹ O *Glass-Steagall Act*, de 1933, é um marco neste tipo de restrição.

Brunnermeier, Goodhart e Persaud (2009) ressaltam que este procedimento reativo é característico do desenvolvimento da regulação bancária do sistema financeiro, tradicionalmente efetuado de forma incremental como resposta a fraudes, prejuízos de alta monta ou desastres financeiros, principalmente quando ocorridos em escala mundial (PEACHEY, 2006).

Dessa forma, como ensinam Crouhy, Galai e Mark (2001), inicia-se uma nova fase na história da regulamentação bancária, na qual o BIS assume o papel de principal direcionador das políticas e normas voltadas à solvência das instituições e à estabilidade financeira internacional. Ressalte-se que, embora a adoção das recomendações pelos diversos países não seja obrigatória, uma vez que o BIS não tem o poder legal para tanto, a grande maioria dos países as incorpora ao seu arcabouço normativo.

O Acordo de Basileia I revolucionou ao mudar o foco da regulação das instituições financeiras para garantir a existência de capital suficiente e compatível com o risco de suas operações. Instituiu-se como padrão o índice de Cooke (comumente conhecido como índice de Basileia), por meio do qual era aferido se o capital próprio das instituições representava pelo menos 8%¹⁰ dos ativos ponderados pelo risco. De certa forma, este índice instituiu um limite de alavancagem para as instituições financeiras que, pela própria estrutura de funcionamento, tradicionalmente operam com um volume substancial de capitais de terceiros (CROUHY, GALAI e MARK, 2001; JORION, 2003; CASTRO, 2009).

Todavia, o documento original focou basicamente o risco de crédito, ignorando os demais riscos e merecendo diversas críticas. Assim, durante os anos que se seguiram, foram

¹⁰ Como explicado, os documentos oriundos do BCBS são recomendações e, portanto, os países signatários têm autonomia para fixar seus próprios valores. No Brasil, por exemplo, este índice foi fixado de forma mais conservadora, exigindo-se um mínimo de 11%.

divulgadas diversas emendas¹¹ que procuravam sanar as lacunas e deficiências observadas. As novas recomendações abordavam o risco de mercado com mais profundidade, passando a exigir capital regulamentar para fazer face à exposição ao referido risco. Mas outros riscos, como liquidez e operacional, mereceram apenas recomendações de boas práticas e alertas sobre sua relevância (CROUHY, GALAI e MARK, 2001; JORION, 2003; CARVALHO e KREGEL, 2010).

A sofisticação das operações e dos modelos de gestão de riscos acabou por exigir que fosse efetuada uma revisão completa no documento original, cujo processo formalmente se iniciou em 2001. Assim, em junho de 2004 o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia emitiu um novo documento, intitulado *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, que ficou conhecido como Novo Acordo de Basileia, ou Basileia II, que apresentou diversas modificações, dentre as quais uma inédita e abrangente abordagem em três pilares, quais sejam (BCBS, 2006):

- a) Pilar I: exigência de capital;
- b) Pilar II: processo de revisão pela supervisão bancária; e
- c) Pilar III: disciplina de mercado.

No Pilar I, duas mudanças merecem destaque: a especificação do conceito de risco operacional e sua inclusão no cálculo da exigência de capital de uma instituição; e a permissão para que as instituições financeiras, respeitados requisitos mínimos definidos pela autoridade monetária local, passassem a utilizar modelos internos para o cálculo do capital

¹¹ Nomenclatura adotada para os novos documentos que completavam e/ou alteravam a abordagem do texto original.

regulamentar, respondendo a uma antiga reivindicação da indústria bancária e introduzindo um conceito de prêmio por qualidade (BCBS, 2006).

Ressalte-se que, se de uma parte os reguladores passaram a permitir a utilização de modelos internos para o cálculo da exigência de capital, de outra foi exigido que as instituições financeiras submetessem à aprovação dos supervisores bancários a estrutura de gerenciamento de riscos e a metodologia empregada, bem como efetuassem testes periódicos que atestassem sua efetividade na mensuração dos riscos. Configurou-se, dessa forma, uma situação de liberdade vigiada, na qual as instituições financeiras e os pesquisadores passaram a se debruçar sobre as condições e alternativas de modelagem de riscos, em especial àquelas relacionadas ao risco operacional, uma decorrência natural do ineditismo da proposta (AUE e KALKBRENER, 2006; BCBS, 2006).

Além disso, o Pilar I também introduziu o conceito de capital econômico, o qual representa, grosso modo, o capital mínimo capaz de garantir a sobrevivência de uma instituição financeira quando deparada a um cenário de perda cuja probabilidade de ocorrência seja muito pequena (p. e.: 0,1%) em um horizonte de tempo predefinido (p. e.: um ano). O capital econômico deve englobar o que se define tanto como perda esperada (aquela em que se pode utilizar provisões regulares) quanto como perda inesperada (aquela que, embora rara, pode pôr em risco a sobrevivência da instituição), demandando uma avaliação criteriosa e exaustiva do grau de risco em que uma determinada instituição financeira opera (AUE e KALKBRENER, 2006; BCBS, 2006; LOPEZ, 2010).

Para o Pilar II, vale ressaltar a orientação para que a supervisão bancária possa, após análise da estrutura de riscos, da carteira de ativos e das perdas ocorridas, aumentar a exigência de capital se assim achar necessário. Por fim, merece destaque no Pilar III a recomendação aos

reguladores para fixarem exigências no sentido de dotar de maior transparência as informações das instituições financeiras para o mercado, no que diz respeito tanto aos aspectos contábeis quanto ao gerenciamento e à mensuração de riscos. (BCBS, 2006).

Quando ainda se discutiam os prazos de implementação dos diversos aspectos de Basileia II no mercado mundial, a crise dos *subprimes* veio apontar novas deficiências e lacunas da estrutura regulatória e cobrar o preço da desregulamentação dos mercados financeiros ocorrida em anos anteriores. Dentre as deficiências apontadas, destacam-se a característica pró-cíclica da regulamentação prudencial focada em exigência de capital e a ausência de limites de exposição ao risco de liquidez (BRUNNERMEIER, GOODHART e PERSAUD, 2009; WHITEHEAD 2010; BCBS 2010a e 2010b).

Novamente, o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, no intuito de sanar as deficiências apontadas pela crise, atuou por meio de um conjunto de documentos que recebeu a denominação de Basileia III, consolidado em dezembro de 2010. Dentre as diversas recomendações efetuadas, vale salientar (BCBS 2010a e 2010b):

- a) a introdução de medidas mais restritivas para a definição de capital próprio das instituições, visando garantir que a exposição ao risco seja coberta com uma parcela maior, mais estável e efetivamente tangível de capital próprio;
- b) a criação de percentuais flexíveis para o índice de Basileia, aumentando-se a exigência em épocas de crescimento econômico e normalidade de mercado e reduzindo-o em épocas de crise, dotando o mercado financeiro de um instrumento contracíclico para o enfrentamento das crises; e

- c) a formalização de um índice de cobertura de liquidez mínimo (*liquidity coverage ratio*) para as instituições financeiras, em conjunto com uma classificação mais restritiva e conservadora dos ativos financeiros em termos de liquidez.

As recomendações de Basileia III vêm no sentido de reforçar e completar as reformas iniciadas em Basileia II, conforme se pode depreender do seguinte trecho do documento *Basel III: a global regulatory framework for more resilient banks and banking systems* (BCBS, 2010b, p. 2):

The Basel Committee is raising the resilience of the banking sector by strengthening the regulatory capital framework, building on the three pillars of Basel II framework. The reforms raise both the quality and quantity of the regulatory capital base and enhance the risk coverage of the capital framework. They are underpinned by a leverage ratio that serves as a backstop to the risk-based capital measures, is intended to constrain excess leverage in the banking system and provide an extra layer of protection against model risk and measurement error. Finally, the Committee is introducing a number of macroprudential elements into the capital framework to help contain systemic risks arising from procyclicality and from the interconnectedness of financial institutions.

Nesse contexto, aumentam as responsabilidades de todos os envolvidos nos processos de gerenciamento de risco e de mensuração de capital regulamentar, principalmente no que tange ao risco operacional, cuja base teórica e empírica ainda se encontra em maturação.

2.2 Risco operacional em instituições financeiras

Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) argumentam que o risco operacional está presente na indústria bancária desde os seus primeiros passos, com ocorrências diárias e em magnitudes variadas. Entretanto, durante muito tempo os bancos ficaram sujeitos a diversas restrições operacionais, mantendo um volume de transações relativamente modesto e de baixa complexidade. Dessa forma, a percepção dominante era que o risco operacional era um tipo de risco de baixo impacto e insignificante, quando comparado aos riscos de crédito e de mercado.

Entretanto diversas mudanças ocorridas nos últimos vinte anos mudaram o perfil de risco da indústria bancária (CHERNOBAI, RACHEV e FABOZZI, 2007, p. 2-3):

The global financial system has been characterized by globalization and deregulation, accelerated technological innovation and revolutionary advances in the information network, and an increase in the scope of financial services and products. Globalization and financial deregulation have been working to effectively put together the world's dispersed financial markets into a unified complex network.

[...]

Furthermore, previously nonexistent or insignificant risk factors have become large (or larger) part of the complex risk profiles of financial institutions. Yet some of these risks have not been adequately addressed. Without exaggeration, operational risk is the most striking of all, and has been the subject of heated discussion among risk managers, regulators, and academics.

De fato, os órgãos normativos internacionais e nacionais encontravam-se no final do século XX diante de um problema prático: ainda que não existisse uma definição formal e consensual para o risco operacional, os reflexos dessa nova categoria de risco tornavam-se patentes e, portanto, alguma ação de mitigação deveria ser iniciada no âmbito das instituições financeiras. Com base nos indícios de que os eventos de risco operacional decorriam de falhas originadas em processos, pessoas e/ou tecnologia, as recomendações do Comitê da Basileia focaram o que se denominou “Sistema de Controles Internos” de uma instituição financeira, incluindo-se neste rol a auditoria interna e os procedimentos de *compliance* (BCBS, 1998; KING, 2001; LOPEZ, 2010).

As diretrizes receberam boa aceitação por parte das autoridades monetárias, que as adaptaram e incorporaram rapidamente em seus normativos. No caso brasileiro, foi publicada em 24 de setembro de 1998 a Resolução 2.554, do Conselho Monetário Nacional (CMN), na qual se determinavam prazos, requisitos e condições para a implantação e implementação de um sistema de controles internos. Ressalte-se, entretanto, que em nenhum momento o normativo fez referência à expressão “risco operacional” (CMN, 1998; BRITO 2007).

As recomendações internacionais sobre o risco operacional foram retomadas em junho de 1999, quando o Comitê da Basileia sugere que se efetuassem estudos no sentido de estipular uma parcela de capital regulatório para fazer frente ao referido risco. Entretanto, somente em dezembro de 2001 é que surgiu o documento mais estruturado e que se tornou o principal norteador do desenvolvimento das estruturas para gerenciamento e mensuração do risco operacional em instituições financeiras nos anos vindouros, denominado *Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk*. Curiosamente este o documento foi reescrito em fevereiro de 2003, tomando uma forma mais qualitativa. Nessa etapa observa-se razoável consenso na definição do conceito de risco operacional no que tange às instituições financeiras, mas persiste a ausência de definição no que se refere à sua forma de mensuração, já demonstrando o grau de complexidade que envolve a matéria (BCBS, 2001a, 2001b, 2001c e 2003).

Somente em junho de 2004, quando foi divulgada a primeira versão consolidada do Novo Acordo de Basileia (Basileia II), é que foi apresentada a definição formal de risco operacional no âmbito das instituições financeiras, qual seja: risco operacional é a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas, sistemas, ou de eventos externos. O conceito inclui o risco legal associado à inadequação ou deficiência de contratos firmados por uma instituição, bem como a sanções em razão do descumprimento de dispositivos legais e a indenizações por danos a terceiros decorrentes das atividades desenvolvidas, mas exclui o risco de reputação (BCBS, 2006; CMN, 2006).

Além disso, também foram abordados, com maior profundidade e detalhes, os aspectos quantitativos do risco operacional, sugerindo-se a implantação da exigência de capital para o

referido risco por meio de três abordagens em grau crescente de complexidade, reconhecendo-se a necessidade de maiores estudos e preparações por parte de todos os envolvidos (BCBS, 2006).

A primeira abordagem, denominada abordagem de indicador básico (BIA), define um multiplicador único (α) de 15% sobre a média dos resultados brutos positivos dos últimos três anos de uma instituição financeira, o que pode ser matematicamente representado por (BCBS, 2006):

$$K_{BIA} = \alpha \cdot \frac{\sum_{j=1}^n RB}{n} \quad \text{Equação 1}$$

Em que,

K_{BIA} : capital calculado pela abordagem do indicador básico;

RB: resultado bruto anual;

n: número de anos, até o máximo de 3, em que o resultado bruto foi positivo; e

α : multiplicador fixo, estabelecido em 15%.

Trata-se de uma abordagem simplificada, que apresenta como vantagens a sua facilidade e o baixo custo de implantação, adequada para pequenos e médios bancos em estágios iniciais de implantação de sistemas integrados de gerenciamento de riscos. Por outro lado, como se baseia apenas nos resultados financeiros, não considera o verdadeiro perfil de risco de uma instituição financeira e não induz ações de mitigação dos fatores causais de risco. Ademais, sua fórmula de apuração apresenta um paradoxo: o aumento das perdas operacionais – indicador de maior risco operacional – tem o efeito de reduzir o resultado bruto, reduzindo o capital exigido para o risco operacional, ao invés de aumentá-lo (McNEIL, FREY e EMBRECHTS, 2005; CHERNOBAI e RACHEV, 2006).

A segunda metodologia, denominada abordagem padronizada (SA), só pode ser adotada com a permissão dos órgãos reguladores e exige que a instituição financeira detenha uma estrutura de controle mais efetiva e gerencie suas atividades na forma de oito linhas de negócios, sendo atribuído um multiplicador predefinido sobre o resultado bruto anual de cada uma das linhas, conforme descrito na tabela 3 (BCBS, 2006).

Tabela 3 – Linhas de negócios e respectivos multiplicadores

Linha de negócio	Multiplicador (β)
1. Finanças Corporativas	18%
2. Negociação e Vendas	18%
3. Varejo	12%
4. Comercial	15%
5. Pagamentos e Liquidações	18%
6. Serviços de Agente Financeiro	15%
7. Administração de Ativos	12%
8. Corretagem de Varejo	12%

Fonte: BCBS, 2006. Adaptada pelo autor.

Esta abordagem também utiliza o resultado bruto, agora apurado por linhas de negócios, como um substituto para a exposição do risco operacional, o que acarreta as mesmas desvantagens apontadas para a abordagem do indicador básico. Entretanto, como um incentivo para as instituições melhorarem seus controles internos e sua estrutura de riscos, migrando para esta abordagem, é permitido que eventuais prejuízos em um segmento sejam abatidos dos lucros de outro. Não obstante, caso o resultado final de determinado ano seja negativo, ele deverá ter valor anual considerado igual a zero para efeito de apuração. Feitas as contas por três anos

consecutivos, apura-se o capital exigido pela média aritmética simples. Matematicamente expressando (BCBS, 2004 e 2006; ALEXANDER, 2003):

$$K_{SA} = \frac{\sum_{j=1}^3 \max\{\sum_{k=1}^8 RB_{jk} \cdot \beta_k, 0\}}{3} \quad \text{Equação 2}$$

Em que,

K_{SA} : capital calculado pela abordagem padronizada;

RB: resultado bruto anual;

K; referência da linha de negócio, conforme descrito na tabela 3;

β_k : multiplicador correspondente à linha de negócio k, conforme descrito na tabela 3; e

$\max\{\}$: função que retorna o máximo entre os dois resultados comparados.

De forma a adequar a abordagem padronizada às diferentes formas de atuação das instituições financeiras, efetuou-se uma modificação na forma de cálculo do capital para as linhas de negócio comercial e varejo. Denominada abordagem padronizada alternativa (ASA), a modificação substituiu o resultado bruto das duas linhas de negócio pelo valor total de empréstimos e adiantamentos registrado nas respectivas carteiras, multiplicando-se os betas originais por um fator “m” (sugerido como 0,035), mantendo-se equação 2 para as demais linhas. Em linguagem matemática (BCBS, 2006):

$$K_V = \beta_V \cdot m \cdot \frac{\sum_{j=1}^3 EA_V}{3} \quad \text{Equação 3}$$

$$K_C = \beta_C \cdot m \cdot \frac{\sum_{j=1}^3 EA_C}{3} \quad \text{Equação 4}$$

Em que,

- K_V : capital calculado pela abordagem padronizada alternativa para a linha de negócios varejo;
- K_C : capital calculado pela abordagem padronizada alternativa para a linha de negócios comercial;
- β_V : multiplicador correspondente à linha de negócio varejo, conforme descrito na tabela 1;
- β_C : multiplicador correspondente à linha de negócio comercial, conforme descrito na tabela 1;
- EA_V : valor total da carteira de empréstimos e adiantamentos, registrado na carteira da linha de negócios varejo;
- EA_C : valor total da carteira de empréstimos e adiantamentos, registrado na carteira da linha de negócios comercial;
- m : fator de ajuste, definido como 0,035.

A terceira abordagem não é prescritiva, permitindo às instituições financeiras em estágio avançado de controle e gerenciamento de riscos operacionais desenvolverem metodologias internas e proprietárias para a mensuração do capital regulamentar. Tem como principal objetivo ajustar a exigência de capital ao real perfil de risco operacional e, ao contrário das abordagens anteriores, os eventos de perdas são identificados e associados às suas origens, possibilitando o seu tratamento. Nesse sentido, há claro incentivo para que as instituições melhorem suas estruturas internas de controle, atuem sobre seus pontos frágeis e invistam para mitigar o seu risco, uma vez que proporcionam um duplo benefício: a) reduzem o capital exigido, permitindo um maior aproveitamento do capital próprio em operações que proporcionem melhores retornos; e b) melhoram seu resultado, uma vez que a redução das perdas operacionais é sinônimo de menores prejuízos (CHERNOBAI, RACHEV e FABOZZI, 2005 e 2007; BRITO, 2007; LOPEZ, 2009)

É importante ressaltar que esta alternativa, denominada abordagem de mensuração avançada (AMA), compreende um amplo conjunto de metodologias passíveis de serem utilizadas pelas instituições no intuito de mensurar o capital regulamentar para risco operacional. Para fazer frente à tamanha flexibilidade e reconhecendo-se o estágio ainda incipiente dos processos de gerenciamento e mensuração do risco operacional em instituições financeiras, recomendou-se que os órgãos supervisores estabelecessem condições qualitativas e quantitativas mínimas para a sua adoção, merecendo destaque (BCBS, 2006 e 2011):

- a) a estrutura de gerenciamento de risco operacional da instituição deve proporcionar informações tempestivas e de qualidade para o adequado funcionamento do modelo AMA;
- b) a instituição deve possuir um processo consistente, tempestivo e abrangente para coletar, continuamente, dados relevantes para a base de dados de risco operacional;
- c) os critérios utilizados para identificar e tratar as informações que integram a base de cálculo devem observar políticas e procedimentos previamente especificados pela instituição;
- d) as análises para determinar uma distribuição de perdas devem ser efetuadas com base em um conjunto de dados com base mínima de cinco anos, sendo aceitável uma base de três anos no período de transição;
- e) se, por alguma razão, qualquer apontamento no histórico de dados de perdas for excluído ou modificado, as razões e justificativas para tanto devem estar claramente documentadas, bem como a garantia dos seus reflexos objetivos nos resultados da metodologia;

- f) o modelo escolhido deve ser submetido a testes de estresse e de cenário, assim como seus pressupostos e parâmetros, de forma a assegurar a confiabilidade dos seus resultados;
- g) dados externos de outras instituições deverão ser utilizados para ampliar o entendimento do comportamento das distribuições de perdas, principalmente no que se refere aos pontos situados em suas caudas. Dados internos e externos devem ser combinados de forma estatisticamente válida e ter critérios de escala bem definidos; e
- h) o modelo deve permitir o cálculo semestral do valor da parcela de capital para risco operacional para uma distribuição agregada de perdas com um grau de confiança de 99,9% e período de manutenção (*holding period*) de um ano.

Além disso, instituiu-se, para cada linha de negócios explicitada na tabela 3, um conjunto mínimo de eventos para os quais dados de perdas devem ser coletados e devidamente classificados, quais sejam (BCBS, 2006):

- a) fraudes internas;
- b) fraudes externas;
- c) demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho;
- d) práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços;
- e) danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição;

- f) falhas em sistemas de tecnologia da informação e problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição; e
- g) falha na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição.

No caso brasileiro, optou-se por efetuar o desdobramento do tipo de perda “falhas em sistemas e problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição” em dois: “falhas em sistemas de tecnologia da informação”; e “problemas que acarretem interrupção das atividades da instituição”. Dessa forma, obtêm-se 64 possíveis combinações entre as linhas de negócio e os tipos de eventos de perda (CMN, 2006).

É importante observar que, não obstante a grande variedade de metodologias existentes, Haubenstock e Hardin (2003) e Buchelt e Unteregger (2004), dentre outros, postulavam, ainda nos primórdios das discussões que envolviam o tema, que os modelos atuariais baseados em dados de perdas seriam os candidatos naturais para a modelagem AMA. De fato, a maioria dos modelos AMA atualmente em uso fundamenta-se na abordagem baseada em cenários (SBA – *Scenario Based Approach*) ou na abordagem de distribuição de perdas (LDA – *Loss Distribution Approach*), com clara predominância desta última (BCBS, 2009b e 2011).

Como salientam Roehr (2002), Haubenstock e Hardin (2003), Bazzarello, Crielaard, Piacenza e Soprano (2006) e Panjer (2006), dentre as características que habilitam a abordagem de distribuição de perdas para uso na mensuração do risco operacional destacam-se:

- a) apresenta uma longa história de sucesso na área de seguros e uma base matemática e estatística sólida;

- b) seus resultados são baseados nas características específicas das instituições, permitindo uma melhor análise de relevância, impacto e causas que podem ser utilizadas no planejamento de ações mitigadoras;
- c) no que tange à obtenção de uma distribuição agregada de perdas e à definição de capital segundo um nível de confiança predeterminado, apresenta uma abordagem similar à proposta pelo BCBS para os riscos de mercado e de crédito, facilitando a instituição de políticas integradas de tratamento de riscos;
- d) mudanças no perfil de risco são, paulatina e naturalmente, incorporadas aos futuros cálculos de capital;
- e) testes de estresse e análises de cenários são efetuados com facilidade, principalmente quando a construção da distribuição agregada de perdas é efetuada per Simulação de Monte Carlo; e
- f) permite a adoção de critérios objetivos e verificáveis, o que é muito relevante nos processos de auditoria e *compliance*.

É importante, portanto, analisar com mais detalhes os conceitos e procedimentos que envolvem a aplicação da abordagem de distribuição de perdas no cálculo do capital regulamentar para risco operacional.

2.3 Abordagem LDA

2.3.1 Conceituação

A abordagem de distribuição de perdas baseia-se no pressuposto de que as perdas agregadas observadas resultam de duas fontes distintas de aleatoriedade: frequência e severidade. Dessa forma, é possível construir a distribuição de perdas agregadas por meio do processo de convolução entre a distribuição de frequência das ocorrências e a distribuição de severidade dos eventos de risco operacional (CRUZ, 2002; KLUGMAN, PANJER e WILLMOT, 2004).

Segundo Panjer (2006), seja N uma variável aleatória discreta, pertencente ao conjunto de números naturais que representam as frequências de perdas observadas. Sejam X_1, X_2, \dots, X_N variáveis aleatórias contínuas, independente e identicamente distribuídas (iid), que representam os valores de perda observadas para cada N . Assumindo-se a independência entre N e X_i , as perdas agregadas (S) seguem um processo estocástico definido por:

$$\mathbf{S} = \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i, \quad \mathbf{N} = 0, 1, 2, \dots \quad \text{Equação 5}$$

Em que:

S : é a soma das perdas agregadas;

N : é um número aleatório discreto;

$X_1, X_2 \dots X_N$: são os valores de perdas individuais; e

$S = 0$ quando $N = 0$.

Dessa forma, tem-se que a função distribuição cumulativa das perdas agregadas (S) pode ser definida como (PANJER, 2006) :

$$F_S(x) = \Pr(S \leq x)$$

$$\begin{aligned}
&= \sum_{n=0}^{\infty} p_n \cdot \Pr(S \leq x \mid N = n) \\
&= \sum_{n=0}^{\infty} p_n \cdot F_X^{*n}(x)
\end{aligned}$$

Equação 6

Em que:

p_n : é igual à probabilidade de ocorrência do evento n [$\Pr(N = n)$];

$F_X(x)$: é a função distribuição de severidade tal que seu valor é dado por $\Pr(X \leq x)$; e

$F_X^{*n}(x)$: é a n -ésima convolução da função de distribuição agregada de X , que pode ser definida por (PANJER, 2006):

$$F_X^{*n}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$

$$F_X^{*k}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} F_X^{*(k-1)}(x-y) dF_X(y), \text{ para } k=1, 2, 3, \dots$$

Equação 7

Considerando X uma variável aleatória contínua com probabilidade zero em valores negativos, o que é plausível em uma variável que representa o valor da perda monetária ocorrida em um evento, pode-se reescrever a expressão acima como (PANJER, 2006):

$$F_X^{*k}(x) = \int_0^x F_X^{*(k-1)}(x-y) f_X(y) dy, \text{ para } k=2,3 \dots \text{ e;}$$

Equação 8

$$F_X^{*1} \equiv F_X(x), \text{ para } k=1.$$

Equação 9

Tomando-se a primeira derivada da equação 8, obtém-se a função densidade de probabilidade, definida como: (PANJER, 2006)

$$f_X^{*k}(x) = \int_0^x f_X^{*(k-1)}(x-y) f_X(y) dy \text{ para } k = 2,3 \dots$$

Equação 10

Dessa forma, a função de probabilidade para a distribuição agregada de perdas pode ser expressa por (PANJER, 2006):

$$f_S(x) = \sum_{n=0}^{\infty} p_n \cdot f_X^{*n}(x) \quad \text{Equação 11}$$

Em que:

p_n : é a probabilidade de ocorrência do evento n [$\Pr(N = n)$]; e

$f_X^{*n}(x)$: função densidade de probabilidade dos valores de perdas “X”.

Klugman, Panjer e Willmot (2004) e Panjer (2006) observam que a modelagem em separado dos eventos de perdas em termos de frequência e severidade apresenta as seguintes vantagens:

- a) quando se verifica um crescimento das transações, observa-se aumento no número de ocorrências de perdas, mas não necessariamente na severidade das mesmas. A separação permite que se avalie o impacto dessas mudanças e facilita a construção de cenários futuros;
- b) é possível aplicar correções inflacionárias nas bases de dados e analisar seus eventuais efeitos na severidade das perdas;
- c) a utilização de seguros para determinados tipos de perda pode ser mais facilmente avaliada;
- d) o impacto da imposição de limites para registro de perdas pode ser mais bem estudado sob as óticas da frequência, da severidade e das perdas agregadas;
- e) dados que são heterogêneos podem ser combinados para se obter uma distribuição hipotética da severidade das perdas, facilitando o uso de dados externos; e

- f) a forma da distribuição agregada de perdas é diretamente dependente das distribuições de frequência e de severidade, guardando um estreito compromisso com os dados reais.

Assim, antes de se proceder ao processo de convolução para a geração da distribuição de perdas agregadas, é necessário que sejam determinadas as distribuições de severidade e de frequência que melhor representem o comportamento dos dados para cada uma das 64 combinações de linhas de negócios e tipos de eventos de perda, o que enseja a análise sobre as distribuições teóricas candidatas a serem testadas.

2.3.2 Distribuições de severidade e frequência para eventos de perdas operacionais

McNeil, Frey e Embrechts (2005) e Panjer (2006) postulam que, por suas características, as distribuições contínuas são as mais adequadas para representar a severidade dos eventos de perdas operacionais, ressaltando que a gama de distribuições possíveis deve se restringir àquelas que não aceitam valores negativos ou que permitam a introdução da restrição. Tal proposição se justifica na medida em que não há significância prática em se considerar que um valor de perda possa ser “negativo” no que tange à mensuração do risco operacional.

Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) ensinam que a busca de distribuições contínuas que melhor representem o comportamento dos dados de perdas apresenta duas vertentes principais: distribuições empíricas e distribuições teóricas. As distribuições empíricas têm a vantagem de representarem com mais fidedignidade os dados coletados, mas apresentam sérias limitações quando se pretende criar cenários com valores localizados nas caudas, uma vez que os valores máximos são limitados pelos dados históricos. Por outro lado, as

distribuições teóricas, que como qualquer modelo apresentam um ajuste menos fidedigno aos dados empíricos, permitem inferir resultados nas caudas. Como a mensuração do risco operacional pressupõe como foco o valor localizado no 99,9º percentil de uma distribuição agregada de perdas, as distribuições apresentam-se como a abordagem mais adequada.

Há um amplo espectro de distribuições paramétricas contínuas que podem ser testadas, cujo nível de complexidade vai crescendo à medida que se incorporam parâmetros, tais como (EVANS, HASTINGS e PEACOCK, 2000; KRISHNAMOORTHY, 2004; PANJER, 2006):

- a) distribuições de um parâmetro: Exponencial, Exponencial inversa, Erro e Pareto de parâmetro único;
- b) distribuições de dois parâmetros: Gamma, Gamma inversa, Cauchy, Lognormal, Gaussiana invertida, Weibull, Weibull invertida, Log-logística, Pareto, Pareto invertida; Rayleigh, Wald e Erlang;
- c) distribuições de três parâmetros: Gamma transformada, Gamma transformada inversa, Pareto generalizada, Burr, Burr inversa, Log-t, Johnson *Unbounded*, Log-Laplace, Exponencial *Power*, Pearson Tipo V e *Power*; e
- d) distribuição de quatro parâmetros: Beta, Johnson *Superior Bounded* e Pearson Tipo VI.

Panjer (2006) e Law (2007) observam que, não obstante a possibilidade de se estender ainda mais a lista apresentada, efetuando-se combinações entre as distribuições já citadas, o processo de seleção deve levar em conta alguns aspectos:

- a) um menor número de fatores na distribuição aumenta a possibilidade de se obter estimativas mais precisas dos parâmetros;
- b) há que ser ter ponderação na escolha, uma vez que as distribuições mais simples tendem a ser mais estáveis que as complexas, enquanto as distribuições mais complexas podem permitir um maior nível de ajuste aos dados empíricos; e
- c) o princípio da parcimônia deve ser sempre considerado, mantendo-se em mente que (PANJER, 2006, p.349) “*All models are wrong, but some models are useful*”.

Além disso, Klugman, Panjer e Willmot (2004) e Panjer (2006) alertam que a aplicação de correções inflacionárias nos dados, procedimento muito comum quando se modelam riscos financeiros, podem alterar não só os parâmetros de uma distribuição contínua, como também a própria definição da distribuição que melhor se ajusta aos dados empíricos. Dessa forma, em muitos casos, é inviável a construção de cenários alternativos mediante a simples alteração dos parâmetros de uma distribuição previamente ajustada aos dados originais.

Embora não seja objeto de estudo nesta pesquisa, é importante ressaltar que Chapelle, Crama, Hubner e Peters (2004), Moscadelli (2004), Aue e Kalkbrener (2006) e Dutta e Perry (2007), dentre outros, defendem a utilização da Teoria de Valores Extremos (TVE) para a determinação do comportamento da distribuição de severidade na cauda superior, em que poucas observações são encontradas. Por utilizar critérios ainda muito subjetivos para se determinar o valor limítrofe a partir do qual se considera um “valor localizado na cauda superior”, por vezes o capital calculado por meio dessa abordagem se mostra irreal.

Já para representar a frequência dos eventos de risco operacional, Cruz (2002), Panjer (2006) e McNeil, Frey e Embrechts (2005) explicam que as características estatísticas indicam que as

distribuições discretas são as mais adequadas, podendo-se encontrar um número razoável de candidatas. Pelas mesmas razões citadas, mantém-se a preferência pelas distribuições paramétricas em detrimento das distribuições empíricas.

Marshall (2002) e Panjer (2006) alertam que, além das ponderações já efetuadas, observa-se forte grau de inter-relacionamento entre muitas das distribuições de frequência paramétricas discretas, com várias delas configurando-se como casos especiais de outras (vide Anexo A). Dessa forma, Law (2007) sugere a aplicação do princípio da parcimônia e utilização das seguintes distribuições discretas: Geométrica, Binomial, Binomial Negativa, Poisson, Hipergeométrica, Série Logarítmica e Uniforme Discreta.

Law (2007) observa, ainda, que a busca por distribuições que melhor se ajustem a uma amostra deve ser precedida de uma análise preliminar dos dados, de forma a verificar se esses apresentam os pré-requisitos estatísticos definidos pela teoria tanto para sua aplicação quanto para a estimação dos respectivos parâmetros. Em razão da especificidade e complexidade do processo, é muito comum a utilização de softwares especialistas como o EasyFit®, o BestFit® e o ExpertFit®, este último utilizado nesta pesquisa. O Anexo A apresenta em detalhes as 30 distribuições contínuas e as 8 distribuições discretas testadas nesta pesquisa.

Embora a utilização de um software especialista reduza a margem de erro na pré-seleção das distribuições a serem testadas, bem como permita a estimação de parâmetros segundo métodos mais robustos e confiáveis, faz-se necessária a discussão sobre medidas que permitam comparar o grau de ajuste das distribuições teóricas aos dados empíricos.

2.3.3 Critérios de seleção de distribuições

Conforme já salientado, a abordagem LDA pressupõe o tratamento das ocorrências de perda segundo duas óticas que se completam: frequência e severidade. Dessa forma, devem-se definir os critérios de escolha do melhor modelo que se ajusta aos dados, do ponto de vista tanto dos dados discretos (frequência) quanto dos contínuos (severidade) (DUTTA e PERRY, 2007).

Frachot, Georges e Roncalli (2001), Klugman Panjer, Willmot (2004) e Panjer (2006) observam que métodos de comparação visual entre os modelos teóricos e a distribuição empírica permitem uma análise geral do grau de aderência. Entretanto, além de apresentar um acentuado viés subjetivo, a simples mudança de escala em um gráfico pode alterar substancialmente o resultado da análise. Dessa forma, os referidos autores postulam que um maior conforto de análise advém de testes formais matemático-estatísticos, os quais apresentam uma quantificação do quão próximo está um modelo de distribuição dos dados empíricos.

Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) ensinam que os testes formais avaliam estatisticamente se uma amostra empírica segue determinada distribuição teórica. Assim, a estrutura do teste de hipóteses é assim definida: a hipótese nula (H_0) é que os dados seguem a distribuição teórica especificada, enquanto a hipótese alternativa (H_1) é que os dados não seguem a distribuição teórica especificada.

O teste Kolmogorov-Smirnov permite verificar o grau de ajustamento de um modelo, sendo aplicável para o conjunto de distribuições contínuas. Baseia-se na maior distância observada

entre duas funções (a distribuição teórica e a empírica) e pode ser matematicamente definido como (CRUZ, 2002; PANJER, 2006):

$$KS = \max_n |F_E(x) - F_H(x)| \quad \text{Equação 12}$$

Em que:

KS: é denominado de distância Kolmogorov-Smirnov;

n: é a quantidade total de dados empíricos utilizados para a construção do modelo;

$F_H(x)$: é a distribuição teórica que se quer testar; e

$F_E(x)$: a distribuição empírica a partir dos dados.

Conforme observam Cruz (2002), Panjer (2006) e Dutta e Perry (2007), a maior crítica sobre o teste KS prende-se ao fato de se basear apenas na maior distância observada, não refletindo o grau de ajustamento em relação a toda a distribuição. Ademais, seus valores críticos de rejeição da hipótese nula variam consideravelmente com o tamanho da amostra, sendo, em muitos casos, impossíveis de serem determinados.

Uma alternativa ao teste Kolmogorov-Smirnov é o teste Anderson-Darling (AD), também aplicável a distribuições contínuas. Tem como principal vantagem o fato de considerar todos os dados da amostra e de atribuir maior peso às diferenças localizadas nas caudas, característica relevante para o processo de modelagem dos dados de risco operacional. Como desvantagem, é importante ressaltar que os valores críticos para o teste de hipóteses têm de ser calculados para cada distribuição específica, tarefa impraticável em muitos casos (ANDERSON, DARLING; 1952; ALEXANDER, 2008a; PANJER, 2006, CHERNOBAI, RACHEV. FABOZZI, 2007).

Alexander (2008a) propõe a seguinte expressão matemática para o teste Anderson-Darling:

$$AD = \max_n \left| \frac{|F_E(x) - F_H(x)|}{\sqrt{F_H(x) \cdot (1 - F_H(x))}} \right| \quad \text{Equação 13}$$

Em que:

$F_E(x)$: representa o valor obtido na distribuição empírica para o ponto x ;

$F_H(x)$: representa o valor obtido na distribuição teórica para o ponto x ; e

n : é a quantidade total de dados empíricos utilizados para a construção do modelo.

Cruz (2002) e Law (2007) ensinam que a estatística AD também pode ser calculada em sua forma quadrática, cuja expressão matemática é:

$$AD_n^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} |F_E(x) - F_H(x)|^2 \cdot \psi(x) \cdot f(x) dx \quad \text{Equação 14}$$

Em que:

$$\psi(x) = \frac{n}{F(x) \cdot (1 - F(x))};$$

$F_E(x)$: representa o valor obtido na distribuição empírica para o ponto x ;

$F_H(x)$: representa o valor obtido na distribuição teórica para o ponto x ;

n : é a quantidade total de dados empíricos utilizados para a construção do modelo; e

$f(x)$: é a função densidade de probabilidade de $F_H(x)$.

Nesta última formulação, o cálculo do valor do teste de Anderson-Darling dificilmente apresenta solução analítica, sendo calculado por métodos numéricos de aproximação, geralmente com uso de procedimentos computacionais intensivos (CRUZ, 2002; ALEXANDER, 2008b, PANJER, 2006).

Cruz (2002) e Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) ainda sugerem a possibilidade de se utilizar o teste de Cramer-Von Mises (CVM) para as distribuições contínuas. Embora aplicável para o perfil de risco de perdas operacionais, o referido teste não apresenta vantagens comparativas em relação ao teste AD, sendo pouco utilizado. Em sua forma quadrática, o teste CVM pode ser assim representado:

$$W^2 = n \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} [F_H(x) - F_E(x)]^2 dF_H(x) \quad \text{Equação 15}$$

Em que:

W: é o valor de teste;

$F_E(x)$: representa o valor obtido na distribuição empírica para o ponto x;

$F_H(x)$: representa o valor obtido na distribuição teórica para o ponto x; e

n: é a quantidade total de dados empíricos utilizados para a construção do modelo.

Por sua vez, no caso de distribuições discretas, Cruz (2002), Panjer (2006) e Law (2007) sugerem o teste qui-quadrado, cujo resultado é comparado com um “valor crítico”, obtido a partir de uma distribuição Qui-quadrada com grau de liberdade calculado pela relação $n-c-1$, em que n é o número de observações da amostra e c é o número de parâmetros da distribuição. Sua formulação matemática é:

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(E_j - O_j)^2}{E_j} \quad \text{Equação 16}$$

Em que:

E_j : é a frequência esperada para o evento j segundo a distribuição teórica;

O_j : é a frequência observada para o evento j segundo a distribuição empírica; e

k: é a quantidade total de classes em que foram divididos os dados empíricos.

Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) postulam que uma das desvantagens do teste qui-quadrado é sua alta sensibilidade à escolha do número de classes, o que pode alterar substancialmente os resultados. Outra desvantagem, observada por Law (2007), é a tendência de rejeição do teste à medida que se aumenta o tamanho da amostra.

Em relação aos testes de aderência, Law (2007) concorda com Panjer (2006, p. 365) quando observa:

There is one important point to note about these tests. Suppose the sample size were to double but sampled values were not much different (imagine each number showing up twice instead of once). For the Kolmogorov-Smirnov test, the test statistic would be unchanged, but the critical value would be smaller. For Anderson-Darling and chi-square tests, the test statistic would double while the critical value would be unchanged. As a result, for larger sample sizes, it is more likely that the null hypothesis (and the proposed model) will be rejected. This should not be surprising. We know that the null hypothesis is false (it is extremely unlikely that a simple distribution using a few parameters can explain the complex behavior that produced the observations), and with a large enough sample size we will have convincing evidence of that truth. When using these tests we must remember that although all our models are wrong, some may be useful.

Em vista do exposto, Klugman, Panjer e Willmot (2004), Panjer (2006) e Law (2007) sugerem, principalmente em amostras grandes, uma abordagem que classifique as distribuições testadas ao invés de analisá-las sob a ótica da rejeição de um teste de hipóteses. Nessa abordagem, é possível classificar as distribuições, por ordem decrescente de ajuste aos dados empíricos, segundo um dos seguintes critérios:

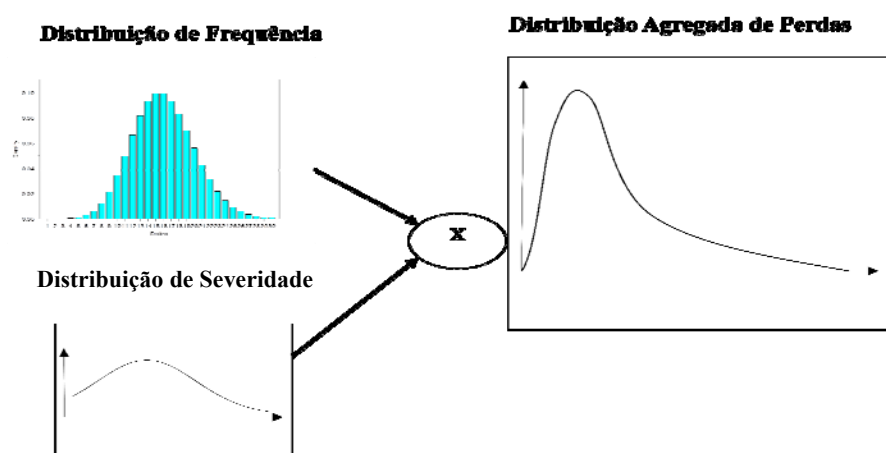
- a) menor valor para o teste Kolmogorov-Smirnov;
- b) menor valor para o teste Anderson-Darling;
- c) menor valor para o teste Qui-quadrado;
- d) maior valor de p-value para o teste Qui-quadrado; e
- e) maior valor obtido para a função de verossimilhança.

Definidas as distribuições de frequência e severidade que melhor representem os dados empíricos, é preciso escolher um procedimento para se obter a distribuição agregada de perdas.

2.3.4 Distribuição agregada de perdas

Klugman, Willmot e Panger (2004) ensinam que, considerando as premissas assumidas pela abordagem de distribuição de perdas, os parâmetros estimados para as distribuições de frequência e severidade selecionadas são suficientes para que se obtenha distribuição agregada de perdas, efetuando-se a combinação matemática das referidas distribuições (figura 1).

Figura 1 – Diagrama esquemático do processo de agregação de perdas operacionais



Fonte: Elaborado pelo autor.

Panjer (2006) assevera que existem três abordagens comumente utilizadas para a obtenção da distribuição agregada: desenvolvimento analítico; métodos recursivos; e convolução por simulação. Klugman, Panjer e Willmot (2004) observam que o desenvolvimento analítico não é trivial, exigindo um esforço matemático avançado, que, por vezes, torna inviável sua

utilização prática. Por sua vez, os métodos recursivos de aproximação, como o método de Panjer ou a transformada rápida de Fourier, apresentam uma ordem de complexidade alta e podem apresentar problemas de não convergência ou de *overflow* no processo. Já a simulação, em especial a técnica de Simulação de Monte Carlo, é considerada como a abordagem mais adequada para os dados de perda de risco operacional, conforme postulam Frachot, Georges e Roncalli (2001), Moscadelli (2004), Aue e Kalkbrener (2006), Dutta e Perry (2007) e Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007), dentre outros.

A Simulação de Monte Carlo consiste, em linhas gerais, em executar repetidamente um processo estocástico para uma variável de interesse e observar o resultado obtido por um modelo. Dessa forma, é possível gerar um conjunto representativo de valores a partir de uma ou mais funções predeterminadas, permitindo simular cenários variados (JACKEL, 2002; LANDAU e BINDER, 2005; MUN, 2006).

Glasserman (2003) ensina que o método se baseia na relação matemática entre volume e probabilidade. Na visão tradicional, uma vez definido o universo de resultados possíveis, denomina-se a relação entre o volume de ocorrências de um determinado evento e o total dos resultados como a expressão da probabilidade daquele evento. A Simulação de Monte Carlo utiliza esta relação de forma inversa; ou seja, parte-se de uma distribuição de probabilidade predefinida para uma dada variável e constrói-se, por meio de sucessivos cálculos, um conjunto de resultados possíveis.

Assim, a Simulação de Monte Carlo é um tipo de simulação na qual a definição prévia de uma distribuição paramétrica, para uma ou mais variáveis, é condição necessária para sua implantação. Residem neste requisito uma vantagem e uma desvantagem. A vantagem decorre do fato de que, ao contrário das simulações não-paramétricas, os cenários não são limitados

pela base de dados existente, permitindo que se obtenham resultados de baixa frequência, localizados nas caudas das distribuições. Por outro lado, a correta aplicação do método é dependente da possibilidade de geração de números aleatórios independentes e identicamente distribuídos (iid) capazes de representar a distribuição de probabilidade predefinida (FISHMAN, 1995, RUBINSTEIN, 1988).

Formalmente, um gerador de números aleatórios deve respeitar as seguintes propriedades (RUBINSTEIN, 1988; GEWEKE, 1995; GLASSERMAN, 2003):

- a) qualquer sequência de números gerada (U_1, U_2, \dots, U_n) deve ser uniformemente distribuída entre 0 e 1, de tal sorte que a probabilidade de ocorrência de qualquer dos números seja exatamente igual;
- b) os números U_i gerados ($i= 1, \dots, n$) devem ser estatisticamente independentes, de forma que não seja possível detectar qualquer autocorrelação entre eles; e
- c) deve permitir a reprodução de uma dada sequência, quando necessário.

Embora teoricamente viável, há dificuldades práticas para se obter um gerador de números aleatórios que tenha as propriedades descritas. O principal entrave reside no fato de que qualquer gerador de números aleatórios desenvolvido por algoritmos computacionais apresenta certo grau de previsibilidade, repetindo a sequência após determinado período. Assim, formalmente falando, busca-se a construção de um gerador de números pseudoaleatórios cuja previsibilidade seja a menor possível, uma vez que sua performance é fator determinante para garantir a acuidade da simulação (FISHMAN, 1995; MUN, 2006).

Rubinstein (1988), Gentle (2005) e Law (2007) apresentam diversos algoritmos para a geração de números aleatórios para as principais distribuições de probabilidade, alertando

para a necessidade de testar se os números gerados estão em conformidade com as propriedades estatísticas da distribuição teórica desejada. Tais testes podem ser efetuados pelos testes de aderência e seleção anteriormente discutidos neste capítulo.

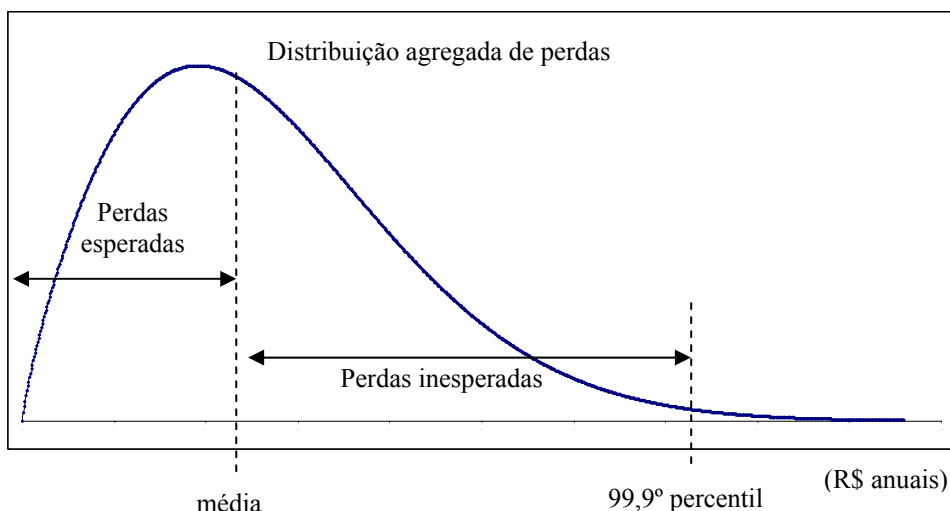
Dessa forma, obtidas as distribuições de frequência e severidade com seus respectivos parâmetros, e garantidos os procedimentos para as gerações de números aleatórios, o processo de convolução para determinar a distribuição de perdas agregadas com base na Simulação de Monte Carlo pode ser descrito pelos seguintes passos (ALEXANDER, 2003; CHERNOBAI, RACHEV, FABOZZI, 2007):

- a) gerar um conjunto de variáveis aleatórias discretas (n) que simule as ocorrências de perda no período de um ano;
- b) gerar, para cada valor de “ n ”, um conjunto de valores de perda segundo a distribuição contínua.
- c) somar todos os valores de perda simulados para obter o valor total anual;
- d) repetir os passos anteriores N vezes para obter X_1, X_2, \dots, X_N , criando um grande número de simulações das perdas anuais;
- e) ordenar os resultados de todos os cenários e obter o 99,9º percentil.

Conforme exposto anteriormente neste capítulo, o capital regulamentar é definido pelo valor obtido para o 99,9º percentil. Entretanto, o Comitê de Basileia utiliza uma terminologia complementar: perdas esperadas e inesperadas (figura 2). As perdas esperadas, segundo a conceituação do Comitê, representa o valor da média da distribuição agregada de perdas operacionais em um horizonte de tempo de um ano. Por sua vez, as perdas inesperadas representam o valor entre a média da distribuição agregada e o seu 99,9º percentil (figura 2). Essa diferenciação só é relevante quando o supervisor permite que o valor referente às perdas

esperadas seja tratado na forma de provisão, exigindo-se apenas o valor referente às perdas inesperadas em forma de capital (ALEXANDER, 2003; BCBS, 2006).

Figura 2 – Perdas esperadas e inesperadas no contexto de risco operacional



Fonte: elaborado pelo autor.

2.4 Estudos empíricos

Um dos primeiros estudos publicados com dados empíricos de perdas operacionais foi realizado por Cruz (2002). Para a distribuição de frequência, foram utilizadas 3.338 observações, coletadas entre 1992 e 1996, referindo-se às perdas por fraude de um banco de varejo britânico. Não foi divulgado o nome da instituição ou a linha de negócio. O autor testou as distribuições de Poisson e Binomial Negativa para modelar o comportamento anual de perdas, concluindo que a distribuição de Poisson seria a mais adequada. Já para a distribuição de frequência, o autor testou as distribuições Exponencial, Weibull e Pareto em uma base de dados composta de 75 perdas decorrentes de processos legais, concluindo que a

distribuição de Pareto foi a que melhor representou os dados. Em ambos os casos não foram divulgados o nome da instituição, a linha de negócios ou o evento de perda associado.

Müller (2002), citado por Chernobai, Rachev e Fazozzi (2007), analisou uma base de dados obtida com a empresa *IC² Operational Loss FIRST Database*. A base continha dados de perdas operacionais em instituições mundiais, coletados entre 1950 e 2002, referentes a tipos de perdas cuja classificação diferia da adotada por Basileia. Os cinco tipos eram: “relacionamento”, “processos”, “humano”, “tecnologia” e “externo”. Não foram efetuados testes no que tange à distribuição de frequências. Já para severidade, foram testadas as distribuições contínuas Exponencial, Lognormal, Weibull, Gamma e Pareto, concluindo pelo melhor desempenho da distribuição Lognormal em todos os tipos de perda, exceto para “tecnologia”, para o qual a distribuição de Weibull se mostrou a mais apropriada.

Guimarães (2003), utilizando uma base de 41.368 dados de perda da linha de negócios varejo do Banco ABN-Amro, testou as distribuições contínuas Lognormal, Gamma e Weibull para modelar o comportamento das severidades, concluindo que a distribuição de Weibull foi a que melhor representaria os dados empíricos. O autor não informou o tipo de evento de perda e não efetuou testes para a distribuição discreta, assumindo a distribuição de Poisson como a mais representativa dos dados.

Por sua vez, Chapelle, Crama, Hubner e Peters (2004) utilizaram 3.000 dados de perda de uma instituição financeira cujo nome não foi divulgado. Os dados referiam-se ao tipo de evento “práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços”, da linha de negócios varejo, coletados durante três anos. Os autores testaram as distribuições discretas de Poisson e Binomial Negativa, concluindo pela performance superior da distribuição de Poisson. No que tange aos dados de severidade, os autores fizeram testes de aderência separando-se os dados

em dois grupos: um com perdas acima de um valor estipulado, denominado de “eventos de cauda”; e outro com as demais perdas (“corpo”). Para os “eventos de cauda”, assumiram que a Distribuição de Pareto Generalizada era a que melhor se adequava. Já para os demais valores, foram testadas as distribuições contínuas de Pareto, Lognormal e Weibull, concluindo pelo melhor desempenho da distribuição Lognormal.

Fontnouvelle, DeJesus-Rueff e Rosengreen (2003) utilizaram duas bases de dados provenientes da OpRisk Analytics e OpVantage, contendo observações de todas as linhas de negócios e eventos de perda definidos por Basileia. As bases de dados continham perdas com valores superiores a um milhão de dólares, coletadas mundialmente, embora os pesquisadores tenham restringido sua análise aos dados provenientes dos Estados Unidos da América. Os autores assumiram a distribuição de Poisson para a distribuição de frequência e a distribuição de Pareto Generalizada como a distribuição de severidade, concluindo sobre sua aplicabilidade em todas as linhas de negócio e tipos de evento de perda.

Já Moscadelli (2004) utilizou uma base de dados com 47.269 ocorrências coletadas durante o período de um ano, de todas as linhas de negócios e tipos de eventos, provenientes do *Loss Data Collection Exercise* (BIS, 2001a). O autor focou o comportamento dos eventos na cauda superior da distribuição de perdas, arbitrando um valor de corte para cada combinação linha de negócios-evento de perda. O estudo concluiu que a distribuição de Pareto Generalizada é a que melhor representa os eventos de perda localizados na cauda da distribuição empírica. Para os dados abaixo do valor limite, o estudo concluiu que a distribuição Binomial Negativa é superior à distribuição de Poisson no que tange à distribuição de frequência das perdas. Já para a severidade, a distribuição Lognormal apresentou-se como a mais apropriada.

Fontnouvelle e Rosengren (2004) examinaram a mesma base de dados de Moscadelli (2004), limitando sua análise aos dados de seis bancos, cujos nomes não foram divulgados, e quatro linhas de negócios. Eles assumiram a distribuição de Poisson como distribuição de frequência para os dados, testando as seguintes distribuições contínuas para a severidade: Exponencial, Weibull, Lognormal, Gamma, Loggamma, Pareto, Burr e Log-logística. Concluiu-se que as distribuições que melhor se ajustavam foram: Burr, Loggamma, Log-logística e Pareto, as quais, porém, variavam ao longo das combinações linha de negócios-eventos de perda. Ao testarem a distribuição de Pareto Generalizada em valores acima de um limite predefinido, observaram que em muitos casos os resultados eram irrealistas, sugerindo novos estudos.

Casagrande (2006), por sua vez, analisou 681.450 dados de perdas oriundas de multas aplicadas pelo Banco Central do Brasil a 90 instituições financeiras cujos nomes não foram divulgados. Os dados foram tratados de forma agrupada, sem distinção de linhas de negócio. O estudo testou as distribuições de Poisson e Binomial Negativa para a representação da frequência de perdas, concluindo que nenhuma das distribuições representava adequadamente o caso estudado e sugerindo a adoção da distribuição empírica. O estudo não testou distribuições contínuas para representar os dados de perda.

Aue e Kalkenbrener (2006) estudaram dados de perdas de cinco anos do *Deutsche Bank*, referentes a oito linhas de negócio e a cinco tipos de eventos de perda. Foram testadas as distribuições discretas de Poisson, Binomial e Binomial Negativa, com os autores concluindo pela distribuição de Poisson como a mais adequada para representar a distribuição de frequência de perdas. A pesquisa considerou que a melhor abordagem para o tratamento dos dados de severidade consiste em focar os “eventos de cauda”, de forma semelhante à proposta por Chapelle, Crama, Hubner e Peters (2004), concluindo pela aplicabilidade da Teoria dos

Valores Extremos e a utilização da distribuição Generalizada de Pareto para os dados de severidade.

Dutta e Perry (2007) utilizaram uma base de dados de perdas coletadas junto a sete bancos dos Estados Unidos da América durante o período de seis anos, abrangendo todas as linhas de negócios e tipos de eventos. Os autores adotaram a distribuição de Poisson para o tratamento da frequência de ocorrência das perdas. Para a severidade, os autores testaram as distribuições Exponencial, Weibull, Gamma, Lognormal truncada, Log-logística, G&H, Pareto Generalizada e Beta Generalizada de segunda ordem, concluindo que a distribuição G&H foi a mais adequada.

Já Galvão (2008) estudou os dados de perda por roubo de agências bancárias no Estado de Minas Gerais entre os anos de 1999 a 2005. O autor testou as distribuições discretas de Poisson, Binomial Negativa e Geométrica, concluindo pela distribuição Binomial Negativa como aquela que melhor representa a distribuição de frequência dos dados empíricos. O autor utilizou a abordagem de efetuar ajustes de severidade para “eventos corpo” e “eventos de cauda”. Em relação aos “eventos de corpo”, foram testadas as distribuições Lognormal, Gauss Invertida, Log-logística e Person Tipo V, concluindo-se pela primazia da função Lognormal. Já o ajuste dos “eventos de cauda” pelo método *Peaks Over Threshold* (POT) apresentaram resultados considerados irrealistas.

Rodríguez, Domínguez e Marin (2010) analisaram três anos de dados de perdas operacionais ocorridas na linha de negócios varejo de um banco médio espanhol, cujo nome não foi divulgado. Também não foram informados detalhes sobre os tipos de perda incluídos no estudo. Os pesquisadores adotaram a distribuição de Poisson para representar a distribuição de frequência e testaram as distribuições Lognormal, Weibull e Pareto para a distribuição de

severidade, concluindo, com base no teste de Kolmogorov-Smirnov, que a distribuição Lognormal foi a mais adequada. Adicionalmente, testaram o efeito da imposição de limites mínimos de valor (*threshold*) no cálculo do capital regulamentar, concluindo que seus impactos são significativos e sugerindo que sua adoção deva ser efetuada com parcimônia.

Por fim, é importante ressaltar que a seleção dos trabalhos empíricos aqui apresentada, ainda que não represente todo o conjunto de publicações existentes, indica uma grande divergência de resultados e de abordagens. Além disso, expressa a dificuldade de obtenção de dados que, em grande parte, justificam a escassez de publicações.

3 METODOLOGIA

3.1 Introdução

Este trabalho se situa no âmbito da pesquisa aplicada que, segundo Laville e Dione (1999), tem como característica a aplicação de conhecimentos já disponíveis tanto para contribuir para a compreensão do problema quanto para discutir novas abordagens e sugerir questões a serem investigadas.

No que tange ao tratamento dos dados, utilizou-se a técnica de pesquisa *ex post facto*, em que se opera sobre fatos ocorridos no passado. Gil (1995, p. 115) postula que as pesquisas “deste tipo são as que no campo econômico mais se aproximam da experimentação. O estímulo não é manipulado livremente pelo pesquisador, mas é de certa forma controlada a partir das informações previamente conhecidas”.

3.2 Unidade de observação e unidades de análise

As unidades de análise foram duas instituições financeiras, dentre as oito maiores do Brasil em termos do valor total de ativos em 31/12/2011, doravante denominadas instituição A (IA) e instituição B (IB). Por sua vez, as unidades de observação são:

- a) IA – dados de perdas da linha de negócios varejo e oito tipos de eventos coletados entre abril de 2004 e março de 2010; e
- b) IB – dados de perdas de três linhas de negócios e quatro tipos de eventos coletados entre novembro de 2004 e dezembro de 2009.

3.3 Caracterização da amostra

A base de dados original da instituição A é composta de 1.236.772 registros de perdas operacionais da linha de negócio varejo. Já a base de dados original da instituição B, cujas características de atuação financeira e estrutural são similares às da instituição A, apresentava 2.031.630 registros de perdas operacionais de três linhas de negócio. Os dados de ambas as bases continham informações sobre linha de negócios, tipo de evento de perda, data de registro contábil, data da efetiva ocorrência do evento de perda e valor apurado na data da ocorrência, tendo sido encaminhados no padrão MS Access® 2007, em virtude do grande volume de registros.

O primeiro tratamento efetuado foi a unificação, em termos temporais, dos dados a serem utilizados nesta tese. Para tanto, definiu-se como período de estudo o intervalo entre 1º janeiro de 2005 e 31 de dezembro de 2009, perfazendo um total de cinco anos de dados de perdas operacionais, descartando-se os demais.

A eliminação dos dados referentes ao ano de 2004, primeiro ano de observações encaminhadas, foi uma decisão estratégica, uma vez que não havia dados diários completos para todos os eventos. Além disso, o descarte auxiliou a mitigação de eventual viés na análise de dados, o que poderia levar a acreditar que a frequência dos eventos de perdas teria aumentado no decorrer dos anos, principalmente do primeiro para o segundo ano do estudo. Conforme observado por Aue e Kalkberner (2006) e Dutta e Perry (2007), o simples processo de maturação dos controles de captura de dados pode levar ao aumento dos registros ao longo do tempo, principalmente no início do procedimento, não significando que os eventos de perda tenham efetivamente aumentado no mesmo período.

Outro ponto a ressaltar é que, das duas bases de dados obtidas para este estudo, apenas a oriunda da instituição A pôde ser utilizada em sua totalidade. Os representantes da instituição B não conseguiram responder, no prazo exigido para a confecção desta tese, boa parte dos questionamentos efetuados em relação a valores e critérios de classificação de alguns tipos de eventos e/ou linha de negócios. Dessa forma, para evitar que eventuais erros de interpretação pudessem macular o trabalho, optou-se por utilizar apenas os dados, devidamente identificados e consistidos, referentes ao tipo de evento “danos a ativos físicos próprios ou em uso” da instituição B, relativo à linha de negócios varejo.

A utilização dos referidos dados, um total de 763 observações consistidas para o período, visou suprir a insuficiência observada na base de dados da instituição A para o citado evento, conforme sugere Basileia II (BCBS, 2006, p. 153):

674. A bank's operational risk measurement system must use relevant external data (either public data and/or pooled industry data), especially when there is reason to believe that the bank is exposed to infrequent, yet potentially severe, losses. These external data should include data on actual loss amounts, information on the scale of business operations where the event occurred, information on the causes and circumstances of the loss events, or other information that would help in assessing the relevance of the loss event for other banks. A bank must have a systematic process for determining the situations for which external data must be used and the methodologies used to incorporate the data (e.g. scaling, qualitative adjustments, or informing the development of improved scenario analysis). The conditions and practices for external data use must be regularly reviewed, documented, and subject to periodic independent review.

Embora as instituições tenham estruturas similares, optou-se por efetuar um ajuste de escala para os valores registrados. Como se trata de um evento com vinculação a ativos físicos próprios ou de terceiros, o ajuste foi efetuado com base na aplicação de um fator construído pela divisão do número de dependências da IA pelo número de dependências de IB sobre os valores de perdas da IB. Para tanto, foram utilizados os relatórios de administração anuais

publicados e dados obtidos com as próprias instituições, aplicando-se, ano a ano, a razão nos valores informados.

Após este tratamento inicial, a base de dados utilizada na tese ficou composta de 1.082.247 registros de perdas operacionais da linha de negócios varejo, contendo os seguintes tipos de eventos de perda e o respectivo número de observações:

- a) fraudes internas – 1.614 registros;
- b) fraudes externas – 461.162 registros;
- c) demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho – 60.553 registros;
- d) práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços – 357.478 registros;
- e) danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição – 790 registros;
- f) problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição – 1.138 registros;
- g) falhas em sistemas de tecnologia da informação – 18.966 registros; e
- h) falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição – 180.546 registros.

É importante observar que os dados foram recebidos em bases diárias e valores históricos originais, sem qualquer limitação, tratamento prévio ou agrupamentos de ocorrências. Isso decorre de um pedido especial do pesquisador às instituições, ampliando o alcance de análise e permitindo que os testes fossem realizados de forma o mais próximo possível da realidade das instituições.

Em contrapartida, foi efetuado um acordo de sigilo, no qual o pesquisador se comprometeu a não apresentar dados que possibilitassem a exposição dos participantes. Dessa forma, embora todo o estudo seja efetuado com os dados originais, a apresentação final dos resultados sofrerá alterações no valor real, devidamente efetuadas para evitar a exposição das instituições, mas, ao mesmo tempo, permitir a correta interpretação dos resultados.

3.4 Análise exploratória dos dados

Após a análise inicial e a definição dos dados objeto deste estudo, foi efetuado, por meio do MS Excel 2007® e do MatLab® 2010a, um procedimento de análise exploratória dos dados originais. O intuito deste procedimento foi apurar não só as principais características estatísticas para cada um dos eventos de perda, como também verificar a existência de alguma incoerência sob o ponto de vista financeiro.

3.5 Modelagem dos dados

3.5.1 Definição temporal

Com o auxílio de comandos SQL (*Structured Query Language*), disponíveis no MS Access®, a base original foi subdividida em oito novas tabelas, representando cada tipo de evento de perda. Em relação às duas datas referentes às ocorrências de perda – data de registro contábil e data da efetiva ocorrência do evento de perda –, decidiu-se pela utilização da data da efetiva ocorrência do evento de perda. Tal decisão buscou priorizar o aspecto financeiro do evento,

considerando que seu efeito ocorre a partir do momento do evento de perda, e não do seu registro contábil. Assim, uma vez que só foram selecionados dados da linha de negócios varejo, cada tabela passou a ser composta por apenas duas colunas: data da ocorrência efetiva de perda (dia-mês-ano) e valor histórico (R\$).

O primeiro passo consistiu em apurar o número de dias úteis para o período de estudo. Optou-se por utilizar a tabela de feriados nacionais e bancários da Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA)¹², obtendo-se um total de 1255 dias úteis no período de estudo. Tal procedimento de padronização foi necessário para que se pudesse detectar os dias em que não houve registro de nenhum evento de perda, possibilitando computar como zero na construção da distribuição de frequência, conforme orienta Cruz (2002). Foram verificados valores registrados em dias não úteis e, após consultas aos originadores dos dados, adotou-se o tratamento de retificar a data para o primeiro dia útil subsequente.

3.5.2 Atualização monetária

Conforme solicitado pelo pesquisador, as tabelas originais continham os valores históricos de perda. Entretanto, para testar o efeito da correção de valores na definição das distribuições de severidade e no cálculo do valor de capital exigido, fez-se necessário efetuar a correção de valores por um índice de inflação. Decidiu-se por corrigir os dados pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), tomando-se o período entre a data de registro da ocorrência e data de 31 de dezembro de 2009. Para tanto, dados relativos ao IPCA foram

¹² Dados disponíveis no site www.ansbima.com.br, acessado em 03/03/2011.

obtidos nas séries temporais disponíveis no sítio do BACEN¹³, efetuando-se os ajustes necessários para o cálculo *pro rata die*. A seguir, foi elaborada uma tabela de fatores de correção em MS Access 2007® e, utilizando-se comandos SQL, foi criado um campo adicional de valores corrigidos nas tabelas de eventos de perdas.

3.5.3 Construção das bases de frequência e severidade

Como a abordagem de distribuição de perdas (LDA) pressupõe o tratamento dos dados segundo aspectos separados de frequência e severidade da perda, foi necessário proceder a um tratamento adicional na base de dados. Assim, para cada uma das tabelas de eventos, foi necessário contruir duas novas tabelas auxiliares, uma de número de ocorrências e outra de valores das perdas por data, cujos dados são utilizados para a etapa de testes de ajustamento estatístico em relação a um grupo de distribuições de frequência e severidade, bem como o cálculo dos parâmetros das respectivas distribuições.

A construção das tabelas auxiliares para se testar os efeitos da instituição de valores mínimos de corte, quando nenhum tratamento de agrupamento de perdas é efetuado, segue os seguintes passos:

- a) sem nenhum filtro de valor – a tabela auxiliar de severidade de cada evento é composta diretamente pelos valores das perda originais. Já para a tabela auxiliar de frequência, calcula-se a quantidade de ocorrências registrada para cada dia útil por meio de comandos SQL, lembrando-se que, para uma mesma data, podem existir zero,

¹³ <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>.

um ou mais eventos de perda. Assim, no caso das frequências, ao final sempre existirão 1.255 registros com a quantidade de ocorrências observadas para cada dia útil do período; e

- b) com a imputação de um filtro de valor (R\$1 mil; R\$5 mil ou R\$10 mil, valores estipulados para este estudo) – sobre a base original, faz-se um filtro, por intermédio de comandos SQL, de forma que só valores maiores ou iguais aos patamares definidos formem uma nova tabela. Após este passo, os valores de perdas resultantes do filtro podem ser utilizados diretamente para a tabela auxiliar de severidade e, por intermédio de procedimentos similar ao descrito anteriormente, monta-se uma tabela auxiliar de frequência. A influência do filtro é que se em determinado dia o valor da perda for inferior ao filtro não aparecerá o seu registro na tabela de valores e, portanto, será computado como uma ocorrência zero na tabela de frequências. Ou seja, para todos os efeitos não teria ocorrido nenhum incidente de perda naquela data.

Nos testes relativos ao agrupamento de perdas, deve ser efetuado um tratamento adicional e anterior à base de dados. O cenário testado pressupõe que em determinado dia útil todos os eventos de perda de um mesmo tipo possam ser agrupados. Dessa forma, antes de se proceder aos testes em relação ao valor mínimo de corte, uma nova base de dados, doravante denominada base agrupada, deve ser construída. Os passos para a sua construção podem ser descritos de acordo com o seguinte algoritmo para cada tipo de evento de perda:

- a) seleciona-se um dia útil;
- b) caso não haja nenhuma ocorrência para a data, computa-se como zero ocorrência;

- c) caso haja uma ou mais ocorrências naquela data, atribui-se a este dia apenas uma ocorrência, cujo valor será o somatório de todos os valores individuais; e
- d) repetem-se os passos anteriores para todos os dias úteis no período de estudo.

Sobre a base agrupada construída segundo o procedimento anteriormente descrito, efetuam-se os mesmos passos executados para a construção das tabelas auxiliares de severidade e frequência, obtendo-se os quatro subgrupos distintos: um sem restrição de valor e os outros três com filtros relativos aos valores de R\$1 mil, R\$5 mil e R\$10 mil, respectivamente. Evidentemente, este procedimento acarreta mudanças na forma de simulação, o que será discutido no tópico específico.

Por fim, é importante observar que os procedimentos discutidos neste tópico devem ser efetuados tanto para os valores históricos quanto para os valores corrigidos pelo IPCA.

3.6 Avaliação do ajuste das distribuições aos dados e estimação de parâmetros

Uma vez preparadas as bases de dados e as respectivas tabelas, passa-se aos procedimentos referentes à obtenção das distribuições de frequência (discretas) e de severidade (contínuas) que melhor se ajustem aos dados empíricos, assim como à estimativa dos parâmetros das respectivas distribuições. Para tanto, utilizou-se o software especialista ExpertFit®, versão 8.01, da empresa *Averill M. Law Associates Inc*, o qual permite testar¹⁴ o grau de ajuste aos dados para as trinta distribuições contínuas e oito distribuições discretas utilizadas nesta pesquisa, as quais se encontram especificadas no Anexo A, com a descrição dos respectivos

¹⁴ É importante destacar que o software ExpertFit® tem, dentre suas funcionalidades, a execução da análise prévia das características estatísticas dos dados, de forma que há uma pré-seleção de quais distribuições são teoricamente passíveis de serem ajustadas.

parâmetros estimados segundo a abordagem de máxima verossimilhança (ML - *maximum-likelihood*).

No que tange aos testes de ajuste aos dados, Law (2007, p. 340) observa:

Before proceeding with a discussion of several specific goodness-of-fit tests, we feel compelled to comment on the formal structure and properties of these tests. First, failure to reject H_0 should not be interpreted as “accepting H_0 as being true”. These tests are often not very powerful for small to moderate sample sizes n ; that is, they are not very sensitive to subtle disagreements between the data and the fitted distribution. Instead, they should be regarded as a systematic approach for detecting fairly gross differences. On the other hand, if n is very large, then these tests will almost always reject H_0 [see Gibbons (1985, p. 76)]. Since H_0 is virtually never exactly true, even a minute departure from the hypothesized distribution will be detected for large n . This is an unfortunate property of these tests, since it is usually sufficient to have a distribution that is “nearly” correct.

Como neste estudo as amostras apresentam, em geral, tamanho muito superior a mil observações, os testes de ajustamento serão utilizados como critério de classificação, e não de eliminação. No caso das distribuições discretas, será considerada como a distribuição que melhor se ajusta aos dados aquela que apresentar o valor negativo do logaritmo neperiano da função verossimilhança (-LL) mais próximo de zero. Por sua vez, para as distribuições contínuas, o critério de seleção será o que apresentar menor valor apurado no teste de Anderson-Darling (AD) que, além de considerar todas as observações da amostra, atribui maior peso às discrepâncias existentes nas caudas (STEPHENS, 1979; CRUZ, 2002, KLUGMAN, PANJER e WILLMOT, 2004; HEIJ, BOER, FRANSES, KLOEK e DIJK, 2004; DUTTA e PERRY, 2007).

Dois pontos adicionais devem ser destacados no que tange a este tópico. O primeiro ponto refere-se à funcionalidade do software ExpertFit® que proporciona um teste automático sobre a possibilidade de introdução de um deslocamento (*shift*) nas distribuições teóricas. Esta funcionalidade é de especial importância no caso dos testes em que se impõe um valor mínimo de corte, no qual há um truncamento nos valores mínimos. Assim, sempre que

possível, o software atribui parâmetros de deslocamento (no caso deste estudo, sempre para a direita), de forma a compensar o truncamento realizado à esquerda (inexistência de observações inferiores a um valor mínimo estipulado).

O segundo ponto refere-se à limitação do número de observações que o software pode processar, qual seja: 100 mil observações. Como neste estudo têm-se situações em que existem registros de eventos de perda superiores a este limite, foi necessário acrescentar uma análise adicional com o software MatLab®, que, se por um lado permite uma melhor flexibilidade de programação, por outro torna praticamente impraticável a implantação do teste para todas as distribuições disponíveis no ExpertFit® no contexto desta tese. Dessa forma, o procedimento adotado para suprir a limitação do software especialista e viabilizar a utilização do MatLab® é descrito a seguir:

- a) separa-se a base de dados original em frações sequenciais de 100 mil observações, criando-se diversos subconjuntos com tamanho igual a 100 mil ou inferior (em geral, ocorrendo para o último conjunto);
- b) gera-se um subconjunto adicional de 100 mil observações, por meio de uma rotina de seleção aleatória na base de dados original;
- c) submete-se cada um dos subconjuntos aos procedimentos usuais com o ExpertFit®, selecionando-se as três distribuições que melhor se ajustaram ao respectivo subconjunto. Assim, mantêm-se a compatibilidade dos procedimentos e o rigor aplicados com observações menores ou iguais a 100 mil, testando-se todas as distribuições disponíveis;

- d) reúnem-se todas as distribuições anteriormente pré-selecionados por subconjunto e faz-se uma nova classificação, utilizando-se o valor do teste AD obtidos nos procedimentos anteriores;
- e) da classificação do passo anterior, escolhem-se três distribuições distintas entre as melhores classificadas;
- f) apenas para as três distribuições finais, efetua-se o processamento no MatLab®¹⁵, estimando-se os parâmetros por máxima verossimilhança e calculando-se o valor do teste AD; e
- g) segundo o mesmo critério anterior, considera-se a melhor distribuição ajustada aquela que apresenta menor valor apurado no teste AD.

Vale ressaltar que, para testar os efeitos da substituição das distribuições de frequência mais bem ajustadas pela distribuição de Poisson, em todos os cenários é necessário estimar também o seu parâmetro (média), independentemente da sua classificação.

Por fim, novamente os procedimentos discutidos neste tópico devem ser efetuados tanto para os valores históricos quanto para os valores corrigidos pelo IPCA, excetuando-se a análise relativa à distribuição de Poisson, efetuada só para os valores corrigidos.

3.7 Mensuração do capital regulamentar pela Simulação de Monte Carlo

A abordagem LDA pressupõe que, uma vez definidas as distribuições de frequência e severidade e estimados seus respectivos parâmetros, pode-se apurar o capital regulamentar

¹⁵ Dado o grau de dificuldade de implementação dos procedimentos no MatLab®, sempre que possível foi utilizado a funcionalidade “*distribution fitting functions*”, pré-implementada no software.

por meio do procedimento matemático de multiplicação das referidas funções de distribuição, denominado convolução. O capital regulamentar será o valor que ocupa o 99,9º percentil das distribuições de perdas simuladas para o período de um ano.

Optou-se por efetuar o procedimento de convolução por intermédio da Simulação de Monte Carlo (SMC), implementada utilizando-se a linguagem de programação disponível no software MatLab®. O algoritmo que simula um número “m” de cenários de 252 dias úteis de perdas, nos casos em que não há agrupamento de dados, é descrito a seguir:

- a) inicia-se um laço principal (*loop*), com uma variável de controle de iterações, de forma a gerar de um a “m” cenários (número total de simulações);
- b) para cada cenário gerado, calcula-se uma matriz de números aleatórios segundo a frequência discreta que melhor se ajuste à combinação de condições a ser estudada;
- c) abre-se um laço secundário (*loop* secundário), com uma nova variável de controle (“y”) de iterações para garantir que sejam efetuados 252 procedimentos de cálculo (um ano em dias úteis);
- d) para cada procedimento (“y”), obtém-se o número de ocorrências “x” gerado na matriz de números aleatórios discretos. Calcula-se, então, “x” ocorrências de severidade segundo a distribuição de severidade que melhor se ajusta à combinação de condições a ser estudada;
- e) o somatório de todas os valores gerados pelo passo do item anterior, representa a perda total do dia simulado, o qual é guardado em uma matriz como resultado da convolução no dia correspondente;

- f) ao final das 252 iterações do laço secundário iniciado no item “c”, somam-se todos os valores referentes às convoluções diárias simuladas e guarda-se este valor como a simulação da perda total anual ocorrida para aquele cenário;
- g) retorna-se ao laço principal, iniciado no item “a”, incrementa-se o contador de cenários e repete-se todo o processo até completar os “m” cenários definidos;
- h) ao final, calcula-se o 99,9º percentil da matriz de “m” perdas anuais simuladas; e
- i) a apuração do valor total do capital regulamentar requerido para linha de negócios varejo é obtida pela soma aritmética dos capitais calculados para cada evento de perda.

Já o algoritmo utilizado quando é efetuado o agrupamento de dados, embora obedeça a mesma lógica do anterior, precisa ser ajustado em termos de periodicidade. Conforme discutido, o agrupamento das perdas diárias de um mesmo tipo de evento faz com que só dois resultados de frequência possam existir: nenhuma ou uma ocorrência, assim como também o valor da severidade só poderá ser zero ou a soma dos valores de todas as perdas observadas naquele dia. Dessa forma, decidiu-se efetuar a simulação em bases mensais, assumindo-se o ano como tendo 12 meses, com frequências diárias computadas mês a mês, cujos valores variavam de 0 a 22 ocorrências (valor máximo de dias úteis encontrados em um mês no período estudado). Em outras palavras, a tabela de ocorrências é computada em bases mensais e a tabela de severidades em bases diárias.

Portanto, o algoritmo que simula um número “m” de cenários de 12 meses de perdas para os dados agrupados é apresentado a seguir:

- a) inicia-se um laço principal (*loop*), com uma variável de controle de iterações, de forma a gerar de um a “m” cenários (número total de simulações);

- b) para cada cenário gerado, calcula-se uma matriz de números aleatórios segundo a frequência discreta que melhor se ajusta à combinação de condições a ser estudada;
- c) abre-se um laço secundário (*loop* secundário), com uma nova variável de controle (“y”) de iterações para garantir que sejam efetuados doze procedimentos mensais;
- d) para cada procedimento (“y”), obtém-se o número de ocorrências “x” gerado na matriz de números aleatórios discretos. Calcula-se, então, “x” ocorrências de severidade segundo a distribuição de severidade que melhor se ajusta à combinação de condições a ser estudada;
- e) o somatório de todas os valores gerados pelo passo do item anterior representa a perda total do mês simulado, o qual é guardado em uma matriz como resultado da convolução no mês correspondente;
- f) ao final das doze iterações do laço secundário iniciado no item “c”, somam-se todos os valores referentes às convoluções mensais simuladas e guarda-se este valor como a simulação da perda total anual ocorrida para aquele cenário;
- g) retorna-se ao laço principal, iniciado no item “a”, incrementa-se o contador de cenários e repete-se todo o processo até completar os “m” cenários definidos;
- h) ao final, calcula-se o 99,9º percentil da matriz de “m” perdas anuais simuladas; e
- i) a apuração do valor total do capital regulamentar requerido para linha de negócios varejo é obtida pela soma aritmética dos capitais calculados para cada evento de perda.

Esses procedimentos foram efetuados para todas as combinações de cenários estudadas: com ou sem correção de IPCA, com a aplicação ou não de agrupamento e com a utilização de

limites. Entretanto, em virtude do prazo de conclusão da tese e do tempo demandado para processamento, optou-se por testar a influência do número de simulações na apuração do valor referente ao capital regulamentar utilizando-se apenas os valores corrigidos pelo IPCA.

Ressalte-se que, de forma a possibilitar melhor entendimento e facilitar a futura reprodução dos algoritmos descritos, o Anexo B contém exemplos dos programas em MatLab® utilizados na SMC e na geração de números aleatórios.

Por fim, é importante salientar que a geração de números aleatórios – a rigor, pseudoaleatórios – é parte fundamental para a SMC. Boa parte das funções de geração de números randômicos para as distribuições utilizadas no estudo já estava implementada no MatLab®, entretanto, algumas tiveram que ser programadas. Assim, para que se mantivesse o rigor do processo, foi instituído um procedimento de teste para todas as funções, tanto as disponíveis no MatLab® quanto as programadas pelo autor, visando verificar se os números aleatórios gerados correspondiam à distribuição que se queria simular. Para tanto, gerava-se um conjunto de 100 mil números aleatórios para uma dada distribuição no software MatLab®, o qual era submetido ao software ExpertFit® para se garantir que a distribuição que melhor se ajustava era igual à geradora dos números randômicos.

3.8 Instrumentos da pesquisa

Para a consecução dos procedimentos necessários à elaboração desta tese, foram utilizados os seguintes instrumentos de pesquisa: planilha eletrônica Microsoft® Excel 2007, Sistema Gerenciador de Banco de Dados Microsoft® Access 2007, software especialista ExpertFit® versão 8.01 e *software* Mathworks Matlab® 2010a.

3.9 Limitações da pesquisa

Conforme afirma Gil (1995, p. 28), o método estatístico

[...] fundamenta-se na aplicação da teoria estatística da probabilidade e constitui importante auxílio para a investigação em ciências sociais. Há que se admitir, porém, que as explicações obtidas mediante a utilização do método estatístico não podem ser consideradas absolutamente verdadeiras, embora dotadas de boa probabilidade de serem.

Além disso, algumas premissas referentes às instituições cedentes dos dados e à aplicação da abordagem nortearam o trabalho realizado:

- a) a estrutura de controles internos já está delimitada e implantada;
- b) o mapeamento dos fatores de risco já foram efetuados e os indicadores-chave de risco e os instrumentos de coleta se encontram estabelecidos e capturam, com efetividade, as perdas de risco operacional;
- c) todos os dados estão corretamente alocados no binômio “linha de negócios-tipo de evento” segundo a classificação sugerida pelo Comitê da Basileia e ajustada ao SFN pelo BACEN;
- d) não serão considerados os efeitos de possíveis correlações multidimensionais existentes entre as diversas combinações linha de negócio-tipo de evento; e
- e) assume-se que a abordagem de distribuição de perdas (LDA) é a mais adequada para a mensuração da exigência de capital referente ao risco operacional, com os valores de perda podendo ser considerados como uma variável aleatória independente e identicamente distribuída.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Conforme exposto no capítulo referente à metodologia, os dados foram cedidos em bases diárias e valores históricos originais, permitindo que os testes fossem realizados de forma o mais próximo possível da realidade das instituições. Entretanto, em virtude do acordo de sigilo firmado, a apresentação final dos resultados sofrerá alterações no valor real, sendo que alguns dados terão que ser omitidos, de forma a evitar exposição das instituições.

A leitura direta dos dados apresentados neste capítulo, dessa forma, em nenhuma hipótese representa os valores obtidos com os dados originais. Não obstante, serão mantidas a proporcionalidade e as características estatísticas que permitam a correta interpretação dos resultados.

Além disso, para facilitar a apresentação, a tabela 4 resume os códigos a serem utilizados para associar os de eventos de perdas a suas respectivas descrições.

Tabela 4 – Código de identificação e descrição dos eventos de perda

Descrição do evento de perda	Código do evento
Danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição	DAFP
Demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho	DTSD
Problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição	PAIA
Falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição	FECG
Falhas em sistemas de tecnologia da informação	FSTI
Fraudes externas	FREX
Fraudes internas	FRIN
Práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços	PICP

Fonte: BACEN (2006). Adaptada pelo autor.

4.1 Análise exploratória dos dados

A primeira análise efetuada refere-se à distribuição do número de ocorrências em relação a cada tipo de evento de perda (tabela 5). Pode-se observar que, na ordem, os principais tipos de perdas segundo este critério são: fraudes externas (FREX); práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG); e demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD), perfazendo 97,92% do total de ocorrências.

Tabela 5 – Distribuição de ocorrências por evento de perda

Código do evento de perda	Número absoluto de ocorrências	Participação Relativa
DAFP	790	0,07%
DTSD	60.553	5,60%
PAIA	1.138	0,11%
FECG	180.546	16,68%
FSTI	18.966	1,75%
FREX	461.162	42,61%
FRIN	1.614	0,15%
PICP	357.478	33,03%
Total	1.082.247	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Comparando-se o perfil encontrado com o cenário internacional, verifica-se que o relatório *Loss Data Collection 2008* (BCBS, 2009a) também aponta estes quatro tipos como os mais relevantes em termos de ocorrência, representando 91,6% do total. Entretanto, segundo o relatório, a participação das ocorrências relacionadas a demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD) é superior às relacionadas a falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG).

A tabela 6 apresenta a participação relativa, por tipo de evento, do valor das perdas observadas em relação ao total apurado no período. Verifica-se que, na ordem, os principais tipos de perdas segundo este critério são: práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD); fraudes externas (FREX); e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG), perfazendo 98,76% do valor total de perdas apuradas no período.

Tabela 6 – Participação relativa do somatório de perdas de cada tipo de evento de perda no total de perdas apuradas

Código do evento de perda	Valor apurado no período (R\$)	Participação Relativa
DAFP	50.439.754,45	1,11%
DTSD	1.725.815.234,00	37,92%
PAIA	315.196,16	0,01%
FECG	155.482.998,60	3,42%
FSTI	5.321.488,03	0,12%
FREX	846.809.014,13	18,61%
FRIN	256.778,14	0,01%
PICP	1.766.525.952,39	38,82%
Total	4.550.966.415,90	100%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Os valores foram modificados por motivo de sigilo, mantendo-se a sua proporção e ordem de grandeza.

O relatório *Loss Data Collection 2008* (BCBS, 2009a) também aponta estes quatro tipos como os mais relevantes, representando 91% do valor total de perdas na linha de negócios varejo. Entretanto, segundo o relatório, a ordem decrescente de representatividade é: práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG); fraudes externas (FREX); e demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD).

Assim, no que tange aos aspectos de distribuição do número de ocorrências e de valores acumulados de perdas entre os oito tipos de eventos, é possível concluir que há grande similaridade entre o perfil encontrado nos dados coletados e nos padrões internacionais. Nesse sentido, destaca-se não só o fato de que os mesmos quatro tipos de eventos representam mais de 90% dos totais apurados, como também a proximidade dos percentuais de participação entre primeiros lugares: fraudes externas, com 42,6% neste estudo e 40,3% no perfil internacional, em relação à quantidade de ocorrências; e práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços, com 38,8% neste estudo e 40,4% no perfil internacional, no que tange ao valor de perdas apuradas.

As diferenças observadas na ordem de classificação e nos percentuais de participação podem ser atribuídas a três fatores principais: a) os dados utilizados neste estudo apresentam as características idiossincráticas da instituição A, ao contrário do estudo realizado, que consolida a participação de 121 instituições de diversos países; b) a utilização de dados sem restrição de valor mínimo neste trabalho, em contrapartida ao limite de €20 mil no estudo internacional; e c) a participação majoritária (83,5%) de instituições financeiras de países localizados no eixo Europa–Japão–Estados Unidos, cujas características culturais e legais diferem da brasileira.

As estatísticas descritivas dos dados de severidade para cada tipo de evento, com e sem a aplicação de correção pelo IPCA, estão apresentados na tabela 7. Observa-se que todos os tipos de eventos apresentam valores de assimetria (quarto momento) positivos e médias sempre superiores às medianas, indicando caudas longas à direita. Os valores de curtose (terceiro momento) também são sempre positivos, indicando uma distribuição com grande concentração de ocorrências próximo à média.

Tabela 7 – Estatísticas descritivas dos dados de perdas por tipo de perda

Evento de Perda	Média		Mediana		Variância	
	Valores históricos (R\$)	Valores corrigidos (R\$)	Valores históricos (R\$)	Valores corrigidos (R\$)	Valores históricos (R\$)	Valores corrigidos (R\$)
DAFP	90.089,39	103.572,39	66.818,59	75.160,00	6.226.974.816,97	8.461.140.871,61
DTSD	25.101,62	28.500,90	1.593,00	1.794,28	36.139.757.018,02	50.735.830.907,15
PAIA	244,82	276,97	49,88	56,30	708.541,61	863.606,87
FECG	760,68	861,18	0,88	1,03	306.369.357,96	394.392.650,50
FSTI	246,15	280,58	59,24	67,85	2.980.325,81	3.778.991,43
FREX	1.600,54	1.836,25	750,00	853,00	15.578.901,89	21.389.155,46
FRIN	133,87	159,09	9,17	10,73	162.110,94	233.810,15
PICP	4.483,04	4.941,64	790,84	871,39	4.920.459.931,97	6.296.732.104,72

Evento de Perda	Curtose		Assimetria		Amplitude	
	Valores históricos	Valores corrigidos	Valores históricos	Valores corrigidos	Valores históricos (R\$)	Valores corrigidos (R\$)
DAFP	1,79	1,92	1,34	1,39	408.493,40	555.084,67
DTSD	4.649,90	5.028,54	58,74	61,56	17.858.525,75	22.606.949,59
PAIA	273,54	204,06	13,61	11,83	19.835,41	19.986,16
FECG	23.962,40	24.471,67	141,05	142,31	3.326.716,43	4.043.485,34
FSTI	5.448,11	5.601,82	63,79	64,22	168.563,97	192.826,73
FREX	1.702,94	1.928,83	29,60	31,33	380.352,04	480.101,65
FRIN	102,67	112,60	8,36	8,69	7.208,57	9.015,58
PICP	58.979,17	65.161,53	213,71	223,23	24.757.360,69	29.167.104,81

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Os valores máximos e mínimos foram omitidos por motivo de sigilo.

Tais comportamentos, teoricamente esperados, condizem com os encontrados na literatura sobre perdas oriundas de riscos operacionais, conforme apontado por Moscadelli (2004), Fontnouvelle e Rosengren (2004), Panjer (2006), e Aue e Kalkbrener (2006), dentre outros.

No que tange aos valores corrigidos, observa-se que a aplicação dos fatores de correção não enseja um efeito estatisticamente linear, uma vez que a aplicação da taxa de correção depende não só da data da ocorrência – quanto mais antiga a data, maior a correção –, como também do seu valor absoluto. Dessa forma, a decisão de se efetuar um procedimento de correção influencia não só nos valores, como também as propriedades estatísticas, o que corrobora a importância de se testar seu efeito na apuração do capital regulamentar pela abordagem de distribuição de perdas (LDA).

Por fim, comparando-se as variâncias e as amplitudes, quatro tipos de eventos merecem comentários adicionais. Os dados de danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição (DAFP) caracterizam-se por apresentar poucas ocorrências (790 neste estudo), englobando desde atos de vandalismo (p.e.: quebra de vidros em uma agência) a desastres naturais (p.e.: enchente atingindo uma agência). Já os dados referentes a demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD); práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG), envolvem desde pequenos ressarcimentos a custosas demandas judiciais. Dessa forma, é natural a presença de valores muito díspares nesses tipos de eventos, comportamento semelhante aos relatados nos relatórios internacionais (BCBS, 2009a).

4.2 Apuração do capital regulamentar sem agrupamento de valores

O primeiro passo para se efetuar a apuração do capital regulamentar consistiu em determinar as distribuições de frequência e severidade que obtiveram os melhores ajustes estatísticos em cada um dos tipos de evento, tanto para os valores históricos quanto para os valores corrigidos pelo IPCA. Além disso, o referido procedimento foi realizado para os quatro cenários de tratamento de valores definidos para esta etapa: sem restrição de valor (todos os dados são utilizados) e com a instituição de valores mínimos de R\$ 1mil, R\$5 mil e R\$10 mil, em que apenas valores maiores ou iguais aos estipulados são utilizados.

A tabela 8 resume todos os resultados, apresentando, para cada combinação de cenário, a distribuição que melhor se ajustou aos dados e o respectivo valor obtido pelo teste de ajustamento. Um ponto a salientar é que, em alguns casos, ocorreu um “empate estatístico” entre duas distribuições discretas, notadamente entre as distribuições Geométrica e Binomial Negativa. Conforme ensina Panjer (2006), a distribuição Geométrica é um caso particular da distribuição Binomial Negativa, o que ajuda a explicar os casos observados. Nesta e em outras oportunidades, sempre que isso ocorreu aplicou-se o princípio da parcimônia, optando-se pela distribuição com o menor número de parâmetros.

Ressalte-se que, embora os valores dos parâmetros estimados para as respectivas distribuições tenham que ser omitidos, em virtude do acordo de sigilo, seus efeitos poderão ser avaliados quando da apresentação dos resultados do capital regulamentar calculado para cada tipo de evento, ainda neste capítulo.

Tabela 8 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários sem agrupamento de valor (continua)

(a) Sem restrição de valor

Valores Corrigidos pelo IPCA					Valores Históricos			
Evento de Perda	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Geométrica	-1,08698	Weibull	2,57156	Geométrica	-1,08698	Weibull	3,77035
DTSD	Geométrica	-4,88715	Johnson SB	308,91617	Geométrica	-4,88715	Gamma	218,98036
PAIA	Geométrica	-1,31939	Lognormal	1,66836	Geométrica	-1,31939	Lognormal	2,47535
FECG	Geométrica	-5,97232	Johnson SB	286,29332	Geométrica	-5,97232	Johnson SB	336,99952
FSTI	Geométrica	-3,74789	Lognormal	25,66896	Geométrica	-3,74789	Lognormal	48,00692
FREX	Binomial Negativa	-6,02578	Gamma	229,39781	Binomial Negativa	-6,02578	Lognormal	301,08439
FRIN	Geométrica	-1,56663	Lognormal	24,50278	Geométrica	-1,56663	Lognormal	34,50278
PICP	Binomial Negativa	-6,66161	Johnson SB	219,82259	Binomial Negativa	-6,66161	Johnson SB	189,57231

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota2: Anderson-Darling é o valor apurado para o referido teste.

Tabela 8 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários sem agrupamento de valor (continua)

(b) Com limite mínimo de perda de R\$1 mil

Valores Corrigidos pelo IPCA					Valores Históricos			
Evento de Perda	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Binomial	-0,70926	Pearson Tipo VI	0,59296	Geométrica	-1,16198	Weibull	2,95776
DTSD	Binomial Negativa	-4,27472	Lognormal	33,93126	Geométrica	-8,33617	Lognormal	41,50616
PAIA	Geométrica	-0,21830	Lognormal	0,22539	Geométrica	-1,38761	Weibull	2,11907
FECG	Binomial Negativa	-3,17198	Lognormal	15,13997	Binomial Negativa	-3,17198	Lognormal	25,00067
FSTI	Geométrica	-1,23718	Lognormal	0,40091	Geométrica	-1,60008	Lognormal	3,40091
FREX	Binomial Negativa	-5,37901	Weibull	399,48416	Binomial Negativa	-7,35022	Weibull	519,87043
FRIN	Geométrica	-0,18935	Pearson Tipo VI	0,14908	Geométrica	-0,69103	Pearson Tipo VI	0,80132
PICP	Geométrica	-5,91794	Johnson SB	30,49280	Binomial Negativa	-9,01643	Pearson Tipo VI	22,71100

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Tabela 8 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários sem agrupamento de valor (continua)

(c) Com limite mínimo de perda de R\$5 mil

Valores Corrigidos pelo IPCA					Valores Históricos			
Evento de Perda	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Binomial	-0,69885	Johnson SB	0,24426	Geométrica	-0,77891	Lognormal	0,24426
DTSD	Binomial Negativa	-3,61967	Johnson SB	39,84759	Geométrica	-5,36021	Lognormal	39,84759
PAIA	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
FECG	Binomial Negativa	-2,40911	Johnson SB	5,82995	Binomial Negativa	-1,10488	Johnson SB	5,82995
FSTI	Geométrica	-0,24122	Gaussiana Inversa	0,31099	Geométrica	-0,96877	Gaussiana Inversa	0,31099
FREX	Binomial Negativa	-3,80326	Pearson Tipo VI	14,24336	Binomial Negativa	-7,00513	Lognormal	14,24336
FRIN	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
PICP	Geométrica	-4,97504	Johnson SB	32,25898	Geométrica	-4,03241	Johnson SB	32,25898

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Nota 3: *IO*, acrônimo de insuficiência de observações, indica que não há dados mínimos suficientes para tentar um ajuste às distribuições teóricas; e *N/A* indica a impossibilidade de se calcular o teste. Tal situação é decorrência da limitação imposta para o registro de perdas no referido cenário.

Tabela 8 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários sem agrupamento de valor (conclusão)

(d) Com limite mínimo de perda de R\$10 mil

Evento de Perda	Valores Corrigidos pelo IPCA				Valores Históricos			
	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Binomial	-0,69119	Johnson SB	0,23896	Binomial	-2,11843	Lognormal	0,93466
DTSD	Binomial Negativa	-3,28500	Johnson SB	23,01283	Binomial	-2,36401	Lognormal	41,52891
PAIA	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>OI</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
FECG	Binomial Negativa	-1,88950	Lognormal	0,54503	Geométrica	-1,00520	Lognormal	3,62555
FSTI	Geométrica	-0,09179	Gaussiana Inversa	0,18312	Geométrica	-0,10988	Gaussiana Inversa	1,87730
FREX	Binomial Negativa	-2,86592	Lognormal	3,29703	Binomial Negativa	-3,26432	Lognormal	7,44329
FRIN	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>OI</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>OI</i>	<i>N/A</i>
PICP	Geométrica	-4,34759	Lognormal	21,31313	Geométrica	-3,84925	Johnson SB	18,11079

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

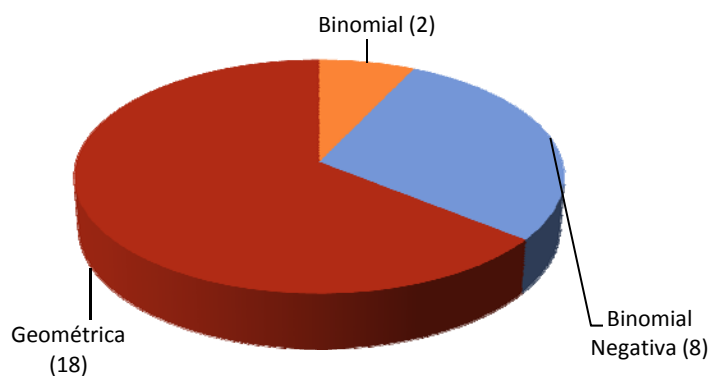
Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Nota 3: *IO*, acrônimo de insuficiência de observações, indica que não há dados mínimos suficientes para tentar um ajuste às distribuições teóricas; e *N/A* indica a impossibilidade de se calcular o teste. Tal situação é decorrência da limitação imposta para o registro de perdas no referido cenário.

4.2.1 Análise do perfil das distribuições de frequência

O gráfico 1 apresenta o perfil das distribuições de frequência nos cenários concernentes aos valores históricos de perdas, cujos detalhes se encontram na tabela 8. Nota-se clara predominância da distribuição Geométrica no que tange ao melhor ajuste aos dados, seguida da distribuição Binomial Negativa.

Gráfico 1 – Perfil das distribuições de frequência sem agrupamento de valor – valores históricos



Fonte: Elaborado pelo autor.

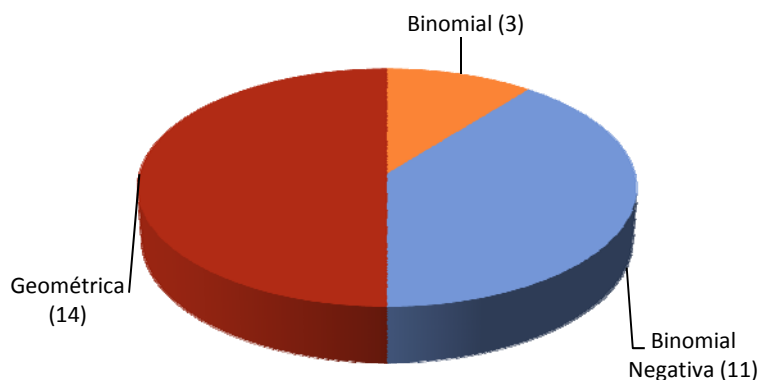
Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Quatro cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

A análise conjunta dos dados da tabela 8 e do gráfico 1 aponta para três características interessantes. A primeira refere-se ao fato de que em nenhum dos cenários a distribuição de Poisson apresentou-se como aquela que melhor se ajusta aos dados, contrariando o posicionamento de diversos autores que se abstêm de efetuar testes de ajuste estatístico para a frequência de perdas e assumem a referida distribuição como padrão. A segunda é que a predominância da distribuição Geométrica é mais acentuada nos cenários em que não se estabelece um valor mínimo de corte, reduzindo sua presença à medida que os valores de corte vão sendo aumentados e, por conseguinte, a um maior número de dias é atribuído zero

ocorrência de perda. A terceira e última refere-se à constatação de que os eventos relacionados a problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) são os mais afetados pela imposição de valores mínimos de corte.

Já o gráfico 2 apresenta o perfil das distribuições de frequência nos cenários que se utilizaram de valores corrigidos pelo IPCA, também descritos em detalhes na tabela 8. Nota-se ainda a predominância da distribuição Geométrica no que tange ao melhor ajuste aos dados, mas agora seguida mais de perto pela distribuição Binomial Negativa. Assim, observa-se que a correção dos valores alterou o perfil das distribuições discretas, o que tende a resultar em diferenças no cálculo do capital regulamentar.

Gráfico 2 – Perfil das distribuições de frequência sem agrupamento de valor – valores corrigidos



Fonte: Elaborado pelo autor.

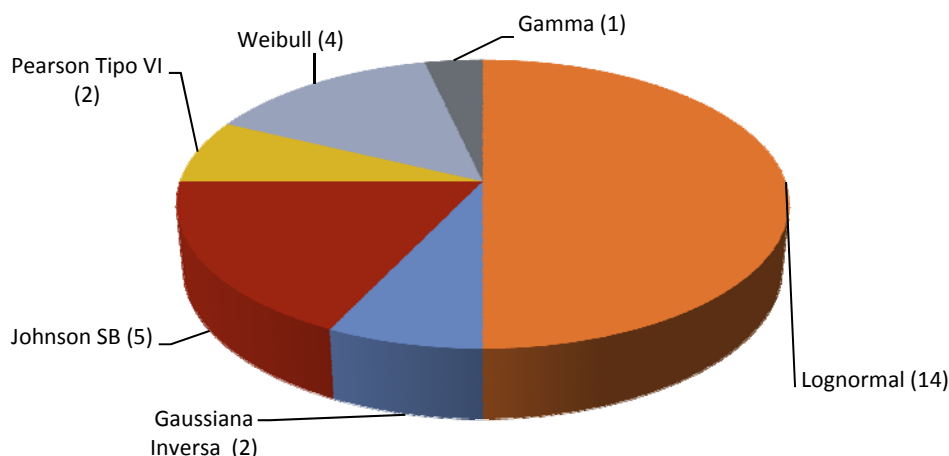
Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Quatro cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Por sua vez, a análise conjunta dos dados corrigidos pelo IPCA corrobora as três características observadas anteriormente, no que tange tanto aos efeitos da instituição de valores mínimos de corte quanto à ausência da distribuição de Poisson no rol de distribuições discretas que melhor se ajustam aos dados empíricos.

4.2.2 Análise do perfil das distribuições de severidade

O gráfico 3 apresenta o perfil das distribuições de severidade nos cenários concernentes aos valores históricos de perdas. Observa-se clara predominância da distribuição Lognormal – 50% das ocorrências –, seguida das distribuições Johnson SB e Weibull.

Gráfico 3 – Perfil das distribuições de severidade sem agrupamento de valor – valores históricos



Fonte: Elaborado pelo autor.

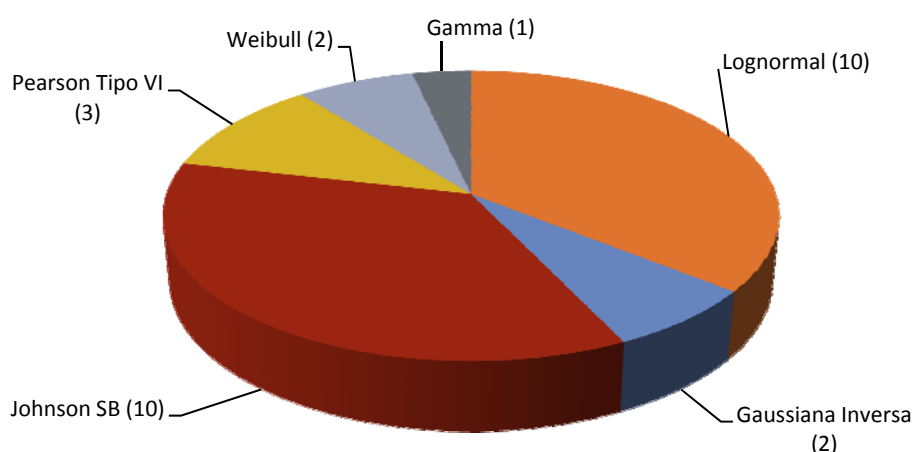
Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Quatro cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Ao analisar os resultados de forma mais ampla, observa-se que, nesses casos, não se pode definir uma tendência de comportamento em relação às distribuições de severidades nas diversas combinações de cenários, excetuando-se a já esperada constatação de que os eventos referentes a problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) são os mais afetados pela imposição de valores mínimos de corte.

É importante também observar que as distribuições Johnson SB e Pearson Tipo VI, que não são habitualmente incluídas no rol de distribuições contínuas tradicionalmente testadas, apresentam participação representativa no caso deste estudo.

Por sua vez, o gráfico 4 apresenta o perfil das distribuições de severidade nos cenários elaborados a partir dos valores corrigidos pelo IPCA. Nota-se que o perfil apresenta diferenças significativas em relação ao obtido no gráfico 3. Tal comportamento é condizente com o esperado, pois a aplicação de fatores de correção reflete-se diretamente nas propriedades estatísticas utilizadas no processo de estimação dos parâmetros, o que tende a acentuar as diferenças no valor do capital regulamentar calculado (PANJER, 2006).

Gráfico 4 – Perfil das distribuições de severidade sem agrupamento de valor – valores corrigidos



Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Quatro cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Observa-se, também, que a aplicação da correção pelo IPCA não foi suficiente para impedir que os tipos de eventos problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) continuassem a ser os mais afetados pela aplicação de valores mínimos de corte. Esta tendência pode se configurar como um indicativo sobre as dificuldades de se adotar algumas faixas de valores mínimos na realidade brasileira. Além disso, os resultados reforçaram a participação das distribuições Johnson SB e Pearson Tipo VI, o que sugere a inclusão destas duas distribuições no rol de distribuições contínuas a serem testadas nos processos de modelagem.

4.2.3 Valores calculados para o capital regulamentar

Definidas as combinações de distribuição de frequência e de distribuição de severidade que melhor se ajustaram aos dados empíricos e estimados os seus parâmetros, passou-se a efetuar os procedimentos para a apuração do valor do capital regulamentar. Conforme discutido no capítulo referente à metodologia, foi utilizada a Simulação de Monte Carlo para gerar os diversos cenários anuais de perdas para cada tipo de evento, assumindo-se o 99,9º percentil dos dados gerados como o valor do capital regulamentar estimado para cada tipo de evento. A soma aritmética simples dos valores apurados para cada tipo de evento é assumida como o capital regulamentar total para a linha de negócios varejo.

Antes de proceder às análises dos resultados deste tópico, vale ressaltar três pontos: a) embora os dados estejam modificados por motivo de sigilo, foram mantidas a proporção e a ordem de grandeza; b) o capital regulamentar calculado seria o valor exigido para o ano de 2010, uma vez que foram utilizados dados de 2005 a 2009; e c) todos os valores foram obtidos por meio de 100 mil simulações, uma vez que optou-se por discutir os efeitos do aumento ou diminuição do número de iterações em tópico específico.

A tabela 9 condensa os resultados obtidos quando da utilização de valores históricos, enquanto a tabela 10 apresenta os resultados concernentes aos valores corrigidos pelo IPCA. Nota-se que, para os valores históricos, a instituição de valores mínimos leva à redução expressiva no capital regulamentar exigido. Tomando-se por base o valor apurado sem restrição de valor, as reduções são: -34,1% para o limite de R\$1 mil; -53,9% para o limite de R\$5 mil; e -65,5% para o limite de R\$10 mil. De forma similar, para os dados corrigidos encontram-se as seguintes reduções: -35,8% para o limite de R\$1 mil; -55,6% para o limite de R\$5 mil; e -67,3% para o limite de R\$10 mil.

Tabela 9 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores históricos

Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	22.438.345,84	13.968.277,40	13.550.295,34	13.257.746,03
DTSD	802.604.083,94	689.198.461,56	428.697.209,87	369.420.826,00
PAIA	313.053,71	85.142,57	N/A	N/A
FECG	217.609.607,69	23.997.805,66	29.244.182,95	25.012.041,04
FSTI	1.341.033,84	718.522,98	839.237,89	781.563,85
FREX	134.282.080,07	91.199.576,08	40.370.356,61	21.076.279,75
FRIN	483.197,20	63.629,40	N/A	N/A
PICP	549.692.038,11	319.676.969,64	284.166.002,43	165.449.922,33
Total	1.728.763.440,40	1.138.908.385,29	796.867.285,09	594.998.379,00

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Tabela 10 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores corrigidos

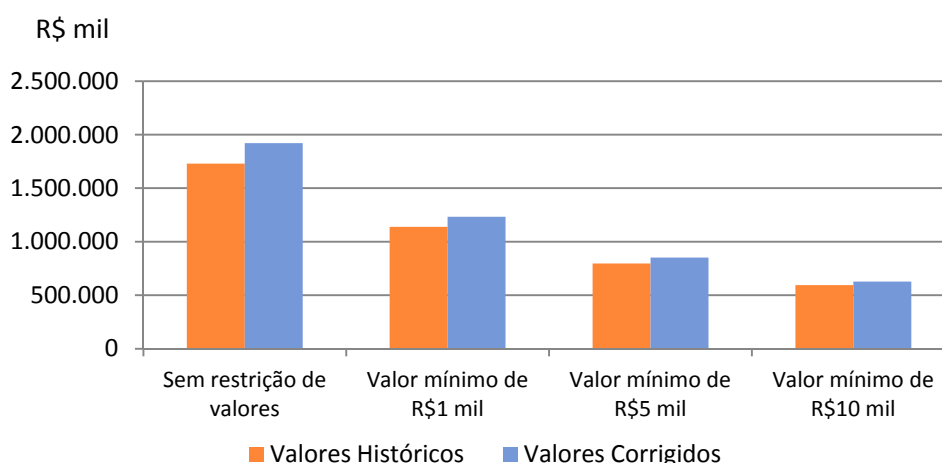
Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	23.448.997,64	14.597.426,48	14.476.811,27	14.430.985,12
DTSD	910.100.212,71	735.501.107,19	454.313.890,57	385.656.985,07
PAIA	348.108,21	94.676,50	N/A	N/A
FECG	240.452.605,19	28.726.857,09	31.210.440,72	26.163.222,85
FSTI	1.434.721,14	768.720,43	907.284,21	807.317,28
FREX	150.199.958,43	94.940.220,78	44.168.880,32	23.140.754,46
FRIN	530.112,13	69.807,36	N/A	N/A
PICP	594.494.962,68	358.606.265,66	307.285.248,56	177.160.212,38
Total	1.921.009.678,14	1.233.305.081,49	852.362.555,65	627.359.477,16

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Também são representativas as diferenças entre o capital regulamentar calculado com base em valores históricos e o apurado com o uso de valores corrigidos pelo IPCA, conforme pode ser observado no gráfico 5. A diferença a favor dos dados corrigidos é de R\$192 milhões (11,1%) quando não se faz nenhuma restrição de valor; R\$94 milhões (8,3%) para o limite de R\$1 mil; R\$55 milhões (7%) para o limite de R\$5 mil; e R\$32 milhões (5,4%) para o limite de R\$10 mil. Considerando-se que o IPCA acumulado no período foi de 25,79% (média anual de 4,69%), confirma-se a percepção de que o impacto da correção não é linear e que é inapropriada a abordagem de se aplicar correções médias sobre o capital regulamentar apurado com base em valores históricos.

Gráfico 5 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para valores históricos e valores corrigidos – sem agrupamento



Fonte: Elaborado pelo autor.

Em que pese o fato de os resultados poderem variar de instituição para instituição, tendo em vista que a influência da correção depende do binômio valor-data (maior o valor em data antiga implica maior influência), o comportamento observado neste estudo indica que a flexibilidade quanto a este quesito não é uma questão trivial. A permissão para que cada instituição decida se adotará a correção ou não, além de influenciar diretamente o valor do capital regulamentar, poderá tornar a comparabilidade entre instituições impraticável.

Por fim, verifica-se que os quatro principais tipos de eventos em termos de requerimento de capital são: demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD); práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG); e fraudes externas (FREX), perfazendo mais de 97% do valor total do capital regulamentar em todos os cenários estudados. Ressalte-se, ainda, que o tipo de evento FECG, por apresentar baixos valores médios inferiores (vide tabela 7), é o mais afetado pela introdução de limites mínimos.

4.3 Apuração do capital regulamentar com agrupamento de valores

Dentre as possibilidades para as instituições financeiras está a prerrogativa de agrupar as perdas observadas para um mesmo tipo de evento em uma data. Este tópico resume os estudos efetuados sobre as duas bases de dados agregadas – referente aos valores históricos e referente aos valores corrigidos pelo IPCA –, geradas por intermédio dos procedimentos descritos no capítulo 3. Sobre estas bases, de forma análoga ao tópico anterior, foram determinadas as distribuições de frequência e severidade que obtiveram os melhores ajustes estatísticos em cada um dos tipos de evento. O referido procedimento foi realizado para os quatro cenários de tratamento de valores definidos para esta etapa, quais sejam: sem restrição de valor (todos os dados são utilizados) e com a instituição de valores mínimos de R\$1 mil, R\$5 mil e R\$10 mil, em que apenas valores maiores ou iguais aos estipulados são utilizados.

A tabela 11 resume todos os resultados, apresentando, para cada combinação de cenário, a distribuição que melhor se ajustou aos dados e o respectivo valor obtido pelo teste de ajustamento.

Tabela 11 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários com agrupamento de valor (continua)

(a) Sem restrição de valor

Valores Corrigidos pelo IPCA					Valores Históricos				
		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
Evento de Perda	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	
DAFP	Geométrica	-3,13358	Weibull	1,33510	Geométrica	-3,13358	Weibull	1,64350	
DTSD	Binomial	-1,71021	Pearson Tipo VI	1,69654	Binomial	-1,71021	Lognormal	2,10201	
PAIA	Geométrica	-2,59430	Johnson SB	0,55099	Geométrica	-2,59430	Johnson SB	0,68488	
FECG	Binomial	-1,69424	Pearson Tipo VI	1,90082	Binomial	-1,69424	Pearson Tipo VI	2,04908	
FSTI	Binomial	-2,30348	Pearson Tipo VI	0,66483	Binomial	-2,30348	Johnson SB	0,64023	
FREX	Binomial	-1,71195	Log-Logística	1,48110	Binomial	-1,71195	Pearson Tipo VI	1,55811	
FRIN	Binomial Negativa	-3,12083	Johnson SB	5,38385	Binomial Negativa	-3,12083	Johnson SB	6,00299	
PICP	Binomial	-1,69424	Beta	6,64454	Binomial	-1,69424	Beta	6,23257	

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota2: Anderson-Darling é o valor apurado para o referido teste.

Tabela 11 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários com agrupamento de valor (continua)

(b) Com limite mínimo de perda de R\$1 mil

Valores Corrigidos pelo IPCA					Valores Históricos			
Evento de Perda	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Geométrica	-3,11162	Pearson Tipo VI	0,56114	Geométrica	-5,86602	Pearson Tipo VI	0,98311
DTSD	Binomial	-1,71021	Pearson Tipo VI	1,69654	Binomial	-1,87011	Pearson Tipo VI	2,70343
PAIA	Geométrica	-1,56506	Pearson Tipo VI	0,16617	Geométrica	-2,93871	Pearson Tipo VI	0,30128
FECG	Binomial	-1,73516	Pearson Tipo VI	0,92608	Geométrica	-3,51786	Johnson SB	1,59971
FSTI	Binomial Negativa	-3,31251	Pearson Tipo VI	0,65474	Binomial Negativa	-5,66174	Johnson SB	1,36971
FREX	Binomial	-1,71195	Log-Logística	1,48110	Binomial	-3,42920	Log-Logística	2,44529
FRIN	Binomial Negativa	-1,40897	Johnson SB	0,34220	Binomial Negativa	-1,54789	Johnson SB	0,67960
PICP	Binomial	-1,69424	Beta	6,64454	Binomial	-2,45173	Beta	8,61199

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Tabela 11 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários com agrupamento de valor (continua)

(c) Com limite mínimo de perda de R\$5 mil

Evento de Perda	Valores Corrigidos pelo IPCA				Valores Históricos			
	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Geométrica	-3,08917	Johnson SB	0,22441	Geométrica	-3,70082	Johnson SB	0,33616
DTSD	Binomial	-1,70630	Pearson Tipo VI	1,35810	Binomial	-2,13799	Pearson Tipo VI	1,43007
PAIA	Geométrica	-0,62550	<i>Gamma</i>	<i>0,19089</i>	Binomial	-0,58108	Pearson Tipo VI	<i>0,24680</i>
FECG	Binomial	-1,91125	Pearson Tipo VI	0,79087	Binomial	-2,44066	Pearson Tipo VI	1,44547
FSTI	Geométrica	-2,79615	Pearson Tipo VI	0,52702	Geométrica	-3,31343	Johnson SB	0,90568
FREX	Binomial	-1,71195	Log-Logística	1,48110	Binomial	-1,56643	Log-Logística	1,23153
FRIN	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
PICP	Binomial	-1,70833	Beta	6,60518	Binomial	-2,03632	Beta	7,84092

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Nota 3: *IO*, acrônimo de insuficiência de observações, indica que não há dados mínimos suficientes para tentar um ajuste às distribuições teóricas; e *N/A* indica a impossibilidade de se calcular o teste. Tal situação é decorrência da limitação imposta para o registro de perdas no referido cenário.

Tabela 11 – Relação das distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustaram aos cenários com agrupamento de valor (conclusão)

(d) Com limite mínimo de perda de R\$10 mil

Evento de Perda	Valores Corrigidos pelo IPCA				Valores Históricos			
	Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste		Distribuição de Frequência com melhor ajuste		Distribuição de Severidade com melhor ajuste	
	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling	Nome	-LL	Nome	Anderson-Darling
DAFP	Geométrica	-3,07041	Johnson SB	0,21563	Geométrica	-3,78397	Lognormal	0,26738
DTSD	Binomial	-1,70630	Pearson Tipo VI	1,35810	Binomial	-3,75249	Pearson Tipo VI	1,34723
PAIA	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
FECG	Binomial	-2,07306	Pearson Tipo VI	0,83025	Binomial	-3,37349	Pearson Tipo VI	1,05690
FSTI	Geométrica	-2,03621	Lognormal	0,41977	Binomial	-1,97823	Johnson SB	0,48399
FREX	Binomial	-1,71195	Log-Logística	1,48110	Binomial	-2,45039	Log-Logística	1,68104
FRIN	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>	<i>IO</i>	<i>N/A</i>
PICP	Binomial	-1,70833	Beta	6,60518	Binomial	-2,29093	Beta	7,29211

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota 1: -LL é o símbolo utilizado para o valor negativo do logaritmo neperiano da função de verossimilhança.

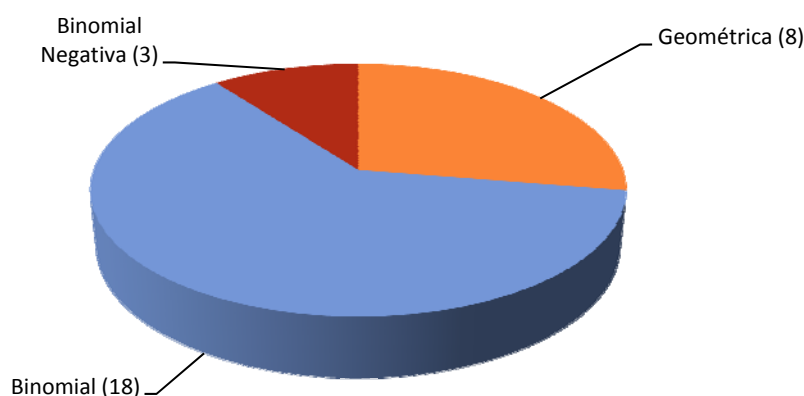
Nota 2: A coluna Anderson-Darling contém o valor apurado para o referido teste.

Nota 3: *IO*, acrônimo de insuficiência de observações, indica que não há dados mínimos suficientes para tentar um ajuste às distribuições teóricas; e *N/A* indica a impossibilidade de se calcular o teste. Tal situação é decorrência da limitação imposta para o registro de perdas no referido cenário.

4.3.1 Análise do perfil das distribuições de frequência

O gráfico 6 apresenta o perfil das distribuições de frequência nos cenários concernentes à base agrupada de valores históricos de perdas, cujos detalhes se encontram na tabela 11. Em primeiro lugar, nota-se que o perfil difere substancialmente do observado no gráfico 1. Para os dados agrupados, é clara a predominância da distribuição Binomial no que tange ao melhor ajuste aos dados, seguida da distribuição Geométrica, o que já aponta para possíveis reflexos no cálculo do capital regulamentar.

Gráfico 6 – Perfil das distribuições de frequência com agrupamento de valor – valores históricos



Fonte: Elaborado pelo autor.

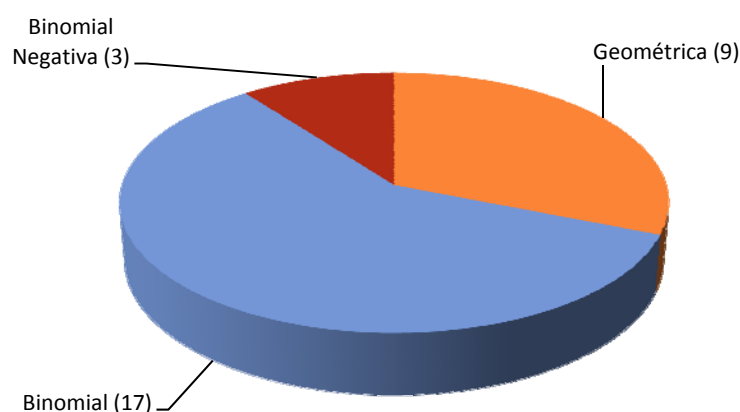
Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Três cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Observam-se duas similaridades com os resultados obtidos com os valores sem agrupamento:

a) em nenhum momento a distribuição de Poisson apresentou-se como aquela que melhor se ajusta aos dados empíricos; e b) os eventos relacionados a problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) continuam a ser os mais afetados pela instituição de valores mínimos de corte.

O gráfico 7, por sua vez, apresenta o perfil das distribuições de frequência nos cenários com base em valores agrupados e corrigidos pelo IPCA. Nota-se semelhança muito grande com o gráfico anterior, com a predominância da distribuição Binomial, seguida da distribuição Geométrica. Este resultado era esperado, considerando-se que o processo de construção considera como uma só ocorrência todos os eventos de perdas observados em determinado dia, minimizando as diferenças sob a ótica da frequência.

Gráfico 7 – Perfil das distribuições de frequência com agrupamento de valor – valores corrigidos



Fonte: Elaborado pelo autor.

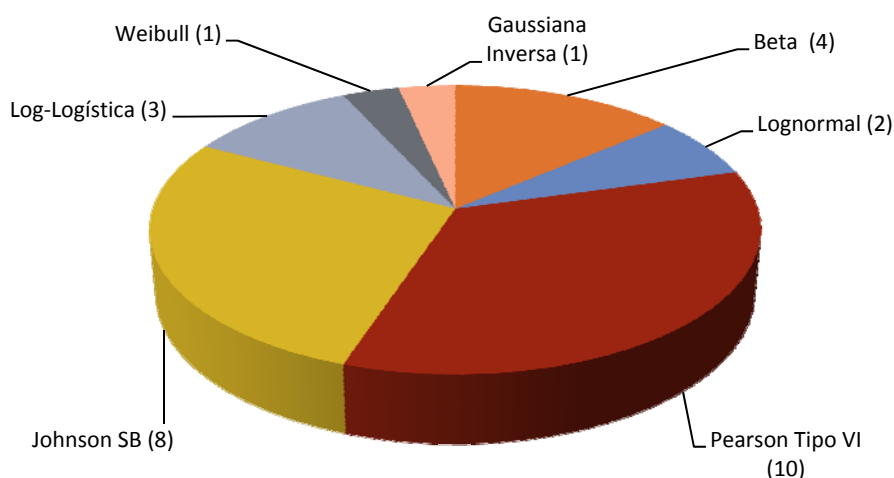
Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Três cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Também neste caso, ratificam-se as similaridades com os resultados obtidos com valores sem agrupamento: 1) em nenhum momento a distribuição de Poisson apresentou-se como aquela que melhor se ajusta aos dados empíricos; e 2) os eventos relacionados a problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) continuam a ser os mais afetados pela instituição de valores mínimos de corte, embora com intensidade um pouco menor.

4.3.2 Análise do perfil das distribuições de severidade

O gráfico 8 apresenta o perfil das distribuições de severidade nos cenários concernentes à base agrupada de valores históricos de perdas. Observa-se a predominância da distribuição Pearson Tipo VI, seguida de perto pela distribuição Johnson SB. As diferenças de perfil com o observado no gráfico 3 novamente sugerem impactos no cálculo do capital regulamentar.

Gráfico 8 – Perfil das distribuições de severidade com agrupamento de valor – valores históricos



Fonte: Elaborado pelo autor.

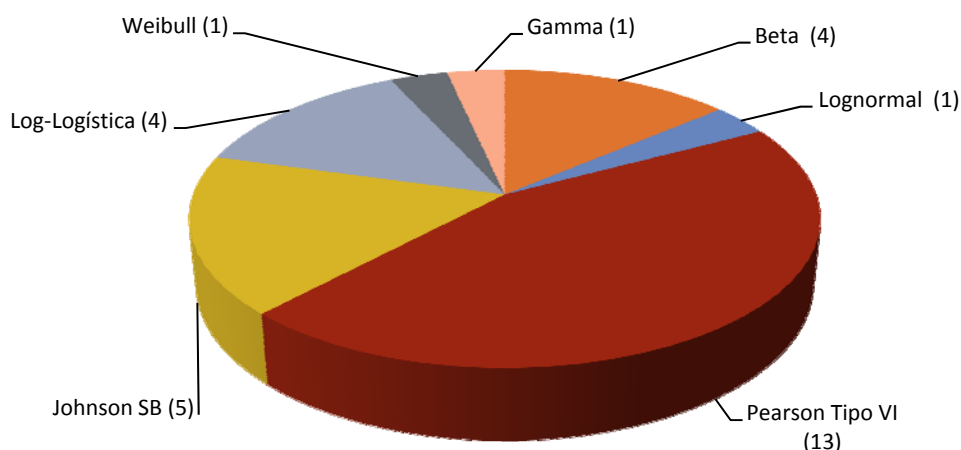
Nota: Três cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Os resultados confirmam também a já esperada constatação de que os eventos referentes a problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) são os mais afetados pela instituição de valores mínimos de corte, bem como a representatividade das distribuições Johnson SB e Pearson Tipo VI.

Um ponto interessante a se ressaltar é o indicativo de padrão de comportamento para o tipo de evento práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP): em todos os cenários testados com a base agrupada de valores históricos a distribuição Beta foi a que se mostrou a mais ajustada.

Por sua vez, o gráfico 9 apresenta o perfil das distribuições de severidade nos cenários relativos à base agrupada dos valores corrigidos pelo IPCA. Condizente com o esperado, a aplicação de fatores de correção alterou o perfil das distribuições, embora mantenha as distribuições Pearson Tipo VI e Johnson SB nos primeiros lugares.

Gráfico 9 – Perfil das distribuições de severidade com agrupamento de valor – valores corrigidos



Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Os números representam a quantidade de ocorrências. Três cenários, de um total de trinta e dois, apresentaram insuficiência de dados em virtude da instituição de limites mínimos de perda.

Observa-se que, mesmo em dados agrupados, a aplicação da correção pelo IPCA não foi suficiente para impedir que os tipos de eventos problemas que acarretem a interrupção das atividades da instituição (PAIA) e fraudes internas (FRIN) continuassem a ser os mais afetados pela aplicação de valores mínimos de corte. Este resultado reforça o indicativo sobre as dificuldades de se adotar algumas faixas de valores mínimos na realidade brasileira, principalmente nos referidos tipos de evento.

Outro ponto a se destacar é a confirmação das distribuições Johnson SB e Pearson Tipo VI como alternativas viáveis a serem incluídas no rol de distribuições contínuas a serem testadas quando dos processos de modelagem. Além disso, a distribuição Beta novamente foi a que se

mostrou a mais ajustada para o tipo de evento práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); desta feita acompanhada pela distribuição Log-Logística para o evento fraudes externas (FREX) e Pearson Tipo VI para falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG). Tal comportamento, se confirmado em outras pesquisas, pode indicar uma tendência para o mercado brasileiro.

4.3.3 Valores calculados para o capital regulamentar

Obtidas as combinações de distribuição de frequência e distribuição de severidade que melhor se ajustaram aos dados empíricos e estimados os seus parâmetros, passou-se à apuração do valor do capital regulamentar de forma análoga ao descrito no tópico anterior. Conforme disposto no capítulo referente à metodologia, desta feita a Simulação de Monte Carlo foi efetuada assumindo-se o ano como tendo doze meses, com o número de ocorrências aleatoriamente gerado em bases mensais e valores de perda randomicamente gerados em bases diárias.

Também de forma semelhante ao definido no tópico anterior, adotou-se a seguinte abordagem: a) embora os dados estejam modificados por motivo de sigilo, em todos os casos foi mantida a proporção e a ordem de grandeza; b) o capital regulamentar foi calculado para o ano de 2010; e c) todos os valores foram obtidos por meio de 100 mil simulações, deixando-se para se discutir os efeitos do aumento ou diminuição do número de iterações em tópico específico.

As tabelas 12 e 13 resumem, respectivamente, os resultados obtidos quando utilizados os valores históricos agrupados e quando utilizados os valores agrupados corrigidos pelo IPCA.

Tabela 12 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores históricos agrupados

Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	21.116.463,03	21.916.123,44	22.027.893,85	21.348.817,09
DTSD	394.621.409,17	371.345.421,96	378.763.417,35	376.499.226,03
PAIA	168.868,08	138.200,01	139.955,42	N/A
FECG	39.797.416,00	38.950.020,06	40.107.293,38	41.791.312,37
FSTI	1.448.049,11	1.374.286,57	1.371.840,45	1.037.525,71
FREX	166.229.125,72	100.869.333,69	100.758.097,10	101.038.925,42
FRIN	103.929,75	71.638,41	69.147,09	N/A
PICP	403.438.750,83	433.169.190,41	434.531.132,84	438.412.722,01
Total	1.026.924.011,69	967.834.214,55	977.768.777,48	980.128.528,63

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Tabela 13 – Capital regulamentar calculado (100 mil SMC) – valores corrigidos agrupados

Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	22.745.005,42	22.810.286,69	22.886.779,99	22.764.786,83
DTSD	417.986.875,52	416.452.355,53	419.334.516,10	418.444.423,76
PAIA	185.978,07	153.983,31	100.372,42	N/A
FECG	41.011.352,02	43.181.840,42	47.829.079,80	43.614.394,04
FSTI	1.523.781,03	1.438.892,86	1.558.955,59	1.140.890,38
FREX	180.448.464,75	111.236.583,25	111.253.657,49	111.239.596,41
FRIN	111.512,61	73.490,38	N/A	N/A
PICP	452.894.870,71	452.254.322,83	451.314.359,15	449.809.419,50
Total	1.116.907.840,13	1.047.601.755,28	1.054.277.720,53	1.047.013.510,93

Fonte: Elaborada pelo autor.

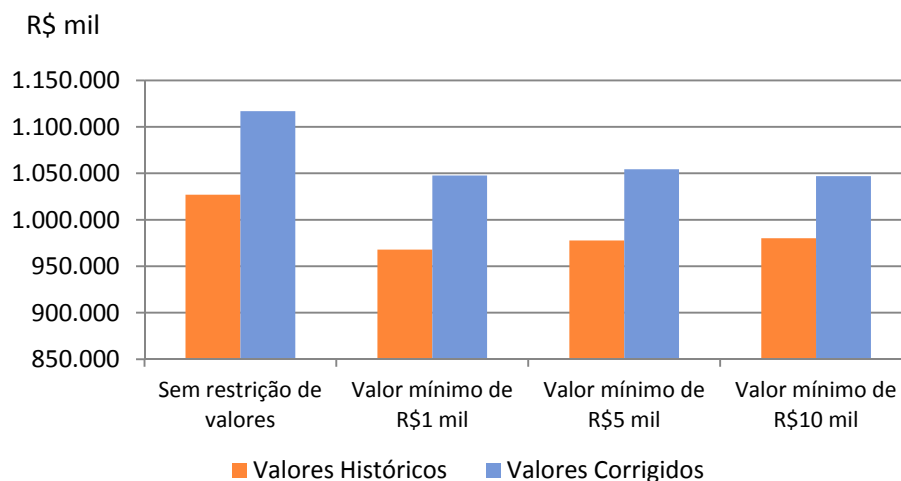
Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Nota-se que, para os valores históricos agrupados, a instituição de valores mínimos leva a uma redução no capital regulamentar calculado. Tomando-se por base o valor apurado sem

restrição de valor, as reduções são: -5,8% para o limite de R\$1 mil; -4,8% para o limite de R\$5 mil; e -4,6% para o limite de R\$10 mil. Comportamento semelhante é encontrado para os dados corrigidos, com reduções na ordem de: -6,2% para o limite de R\$1 mil; -5,6% para o limite de R\$5 mil; e -6,3% para o limite de R\$10 mil. Comparando-se estes resultados com os obtidos com valores não agrupados (tabelas 9 e 10), observa-se uma redução do impacto da imposição de valores mínimos, o que pode ser explicado pelo fato de o agrupamento aumentar o valor de cada ocorrência, tornando-a menos sensível à restrição de valor.

No que tange às diferenças entre o capital regulamentar calculado com base em valores históricos agrupados e o calculado com o uso de valores agrupados corrigidos pelo IPCA (gráfico 10), a diferença observada a favor dos valores corrigidos é de R\$ 90 milhões (8,8%) quando não se faz restrição de valor; R\$80 milhões (8,2%) para o limite de R\$1 mil; R\$77 milhões (7,8%) para R\$5 mil; e R\$67 milhões (6,8%) para R\$10 mil.

Gráfico 10 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para valores históricos e valores corrigidos – com agrupamento



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os resultados confirmam os observados quando dos testes com valores sem agrupamento, ratificando que a flexibilidade para que cada instituição possa decidir pela não adoção da

correção inflacionária impacta diretamente o valor do capital regulamentar, reduzindo-o em todos os cenários testados.

Os quatro principais tipos de eventos em termos de requerimento de capital permanecem os mesmos: demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD); práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG); e fraudes externas (FREX), perfazendo mais de 97% do valor total do capital regulamentar em todos os cenários. Nota-se que o processo de agrupamento reduz a influência da introdução de limites mínimos no tipo de evento FECG, permitindo a apuração do capital regulamentar para o limite de R\$ 5 mil.

A tabela 14 apresenta a comparação, para valores históricos, entre o valor do capital regulamentar calculado com dados agrupados e com dados não agrupados. Verifica-se que, para valores sem restrição e com a limitação de R\$1 mil, o capital regulamentar calculado para os dados sem agrupamento é substancialmente maior que o calculado para os dados com agrupamento: R\$702 milhões (68,3%) e R\$171 milhões (17,7%), respectivamente. A situação se inverte para os limites de R\$5 mil e R\$ 10 mil, em que o capital regulamentar para os dados sem agrupamento torna-se menor que os dados com agrupamento: R\$181 milhões (-18,5%) e R\$385 milhões (-39,3%), na ordem.

Tabela 14 – Comparação entre capital regulamentar calculado com dados agrupados e não agrupados – valores históricos

Característica	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
Valores Históricos sem Agrupamento (VHSA)	1.728.763	1.138.908	796.867	594.998
Valores Históricos Agrupados (VHA)	1.026.924	967.834	977.769	980.129
Diferença relativa (VHSA/VHA)	68,3%	17,7%	-18,5%	-39,3%
Diferença absoluta (VHSA-VHA)	701.839	171.074	-180.901	-385.130

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em milhares de reais.

Repetindo-se o procedimento para os valores corrigidos pelo IPCA (tabela 15), encontra-se comportamento semelhante. Para valores sem restrição e com a limitação de R\$1 mil, o capital regulamentar calculado para os dados sem agrupamento continua maior que o calculado para os dados com agrupamento: R\$804 milhões (72%) e R\$186 milhões (17,7%), respectivamente. A situação se inverte para os valores mínimos de R\$5 mil e R\$ 10 mil, em que o capital regulamentar para os dados sem agrupamento torna-se menor que os dados com agrupamento: R\$202 milhões (-19,2%) e R\$420 milhões (-40,1%), na ordem.

Tabela 15 – Comparação entre capital regulamentar calculado com dados agrupados e não agrupados – valores corrigidos

Característica	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
Valores Corrigidos sem Agrupamento (VCSA)	1.921.010	1.233.305	852.363	627.359
Valores Corrigidos Agrupados (VCA)	1.116.908	1.047.602	1.054.278	1.047.014
Diferença relativa (VCSA/VCA)	72,0%	17,7%	-19,2%	-40,1%
Diferença absoluta (VCSA-VCA)	804.102	185.703	-201.915	-419.654

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Valores em milhares de reais.

Por oportuno, cabe observar que os resultados até agora encontrados indicam que as definições referentes ao agrupamento ou não de perdas e à introdução de valores mínimos podem alterar substancialmente o capital regulamentar calculado para o risco operacional, o que pode não só dificultar a comparabilidade entre instituições como também levar à superestimação ou subestimação do real perfil de risco.

4.4 Influências da assunção da distribuição de Poisson na apuração do capital

Os resultados anteriores não apontaram, em nenhum cenário, a distribuição de Poisson como aquela que melhor se ajustou aos dados empíricos. Entretanto, alguns autores postulam a sua utilização como a distribuição padrão para representar a frequência dos eventos de perda de risco operacional. Assim, de sorte a avaliar os impactos financeiros da sua utilização no cálculo do capital regulamentar para risco operacional, em substituição a qualquer outra distribuição discreta estatisticamente mais bem ajustada, repetiu-se o procedimento de Simulação de Monte Carlo utilizando-se a distribuição de Poisson para todas as combinações de cenário.

Para tanto, adotou-se a seguinte abordagem: a) foram mantidas a proporção e a ordem de grandeza dos resultados; b) o capital regulamentar foi calculado para o ano de 2010; c) todos os valores foram obtidos por meio de 100 mil simulações; e d) optou-se por realizar este estudo somente com dados corrigidos pelo IPCA, com e sem agrupamento.

As tabelas 16 e 17 apresentam, em detalhes, os resultados obtidos quando utilizados os valores corrigidos pelo IPCA e quando utilizados os respectivos valores de forma agrupada. Comparando-se aos resultados anteriores, observa-se que, em termos gerais, não há alterações substanciais no que tange à influência da introdução de limites, à importância relativa dos

tipos de eventos e aos impactos da correção ou do agrupamento, diferindo, entretanto no que se refere aos valores apurados.

Tabela 16 – Capital regulamentar calculado com distribuição de Poisson – valores corrigidos

Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	22.470.200,86	15.027.269,04	14.941.269,55	14.884.199,06
DTSD	858.878.082,13	735.389.320,58	439.465.707,76	370.730.595,85
PAIA	369.129,92	93.262,28	0,00	0,00
FECG	226.098.350,13	28.128.421,18	30.345.960,35	28.100.692,61
FSTI	1.418.229,03	805.118,22	870.254,07	777.215,78
FREX	144.714.061,01	91.578.598,62	44.057.195,91	22.964.033,91
FRIN	557.686,54	85.177,41	0,00	0,00
PICP	556.018.845,61	310.339.513,32	268.353.137,21	158.857.207,40
Total	1.810.524.585,23	1.181.446.680,64	798.033.524,85	596.313.944,61

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Tabela 17 – Capital regulamentar calculado com distribuição de Poisson – valores corrigidos agrupados

Evento de Perda	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
DAFP	14.795.812,29	14.729.776,74	14.690.561,26	14.648.114,22
DTSD	439.929.536,63	439.496.139,91	441.830.692,60	441.830.692,60
PAIA	150.042,22	145.761,69	100.649,82	0,00
FECG	42.065.502,94	43.426.125,28	48.662.305,25	43.369.081,12
FSTI	1.572.199,19	152.093,94	1.515.839,86	1.062.152,79
FREX	202.179.996,02	121.143.149,31	121.261.091,30	121.130.901,43
FRIN	107.381,77	70.618,11	0,00	0,00
PICP	478.934.905,89	479.687.171,09	478.722.596,19	479.966.765,57
Total	1.179.735.376,96	1.098.850.836,06	1.106.783.736,28	1.102.007.707,74

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Para os valores sem agrupamento, comparando-se o capital regulamentar calculado utilizando-se as distribuições que apresentaram o melhor ajuste com o apurado com a distribuição de Poisson, verifica-se que o valor do primeiro é sempre maior em todos os cenários. Expressando de outra forma, verifica-se, neste caso, a tendência de que o capital regulamentar calculado com a distribuição de Poisson seja menor, impactando o resultado com diferenças que variam entre 4,4% e 6,8% (tabela 18).

Tabela 18 – Comparação entre capital regulamentar para valores corrigidos sem agrupamento – Poisson *versus* “Melhor Ajuste”

Característica	Capital Regulamentar Calculado			
	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
Distribuições de Frequência de Melhor Ajuste (DFMA)	1.921.010	1.233.305	852.363	627.359
Poisson como Distribuição de Frequência (PDF)	1.810.525	1.181.447	798.034	596.314
Diferença relativa (DFMA/PDF)	6,1%	4,4%	6,8%	5,2%
Diferença absoluta (DFMA-PDF)	110.485	51.858	54.329	31.046

Fonte: Elaborada pelo autor.
 Nota: Valores em milhares de reais.

Já para os valores agrupados, verifica-se tendência inversa, com o capital regulamentar calculado com a distribuição de Poisson sempre maior que o calculado a partir das distribuições que melhor se ajustaram aos dados empíricos, impactando o resultado com diferenças que variam entre 4,66% e 5,33% (tabela 19).

Tabela 19 – Comparação entre capital regulamentar para valores corrigidos com agrupamento – Poisson versus “Melhor Ajuste”

Característica	Capital Regulamentar Calculado			
	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
Distribuições de Frequência de Melhor Ajuste (DFMA)	1.116.908	1.047.602	1.054.278	1.047.014
Poisson como Distribuição de Frequência (PDF)	1.179.735	1.098.851	1.106.784	1.102.008
Diferença relativa (DFMA/PDF)	-5,33%	-4,66%	-4,74%	-4,99%
Diferença absoluta (DFMA-PDF)	-62.828	-51.249	-52.506	-54.994

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nota: Valores em milhares de reais.

Os resultados neste tópico são interessantes, uma vez que demonstram que o simples estabelecimento de uma distribuição padrão para a frequência, quando conjugada a outras definições de tratamento de dados, pode alterar não só o valor do capital regulamentar – o que era de alguma forma esperado –, como também pode modificar uma tendência de comportamento.

4.5 Impactos do número de simulações na apuração do capital regulamentar

No decorrer desta pesquisa, adotou-se como padrão um total de 100 mil simulações anuais para os procedimentos de Simulação de Monte Carlo. Este número não é pacificado na literatura, observando-se valores variando de mil a um milhão de iterações. Assim, no intuito de avaliar os impactos no valor do capital regulamentar para risco operacional quando se altera o número de simulações, foram efetuados testes com 10 mil, 100 mil e 1 milhão de simulações, cujos resultados estão dispostos nas tabelas 20 e 21.

Tabela 20 – Influência do número de simulações no valor do capital regulamentar para risco operacional – valores corrigidos

(a) sem restrição de valor				(b) limite de R\$1 mil			
Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações	Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações
DAFP	23.292.240,86	23.448.997,64	23.603.761,03	DAFP	14.514.692,74	14.597.426,48	14.673.041,15
DTSD	904.987.035,96	910.100.212,71	913.490.226,44	DTSD	731.325.240,06	735.501.107,19	739.237.452,81
PAIA	346.362,55	348.108,21	349.852,24	PAIA	94.203,60	94.676,50	95.372,37
FECG	239.047.008,77	240.452.605,19	241.729.408,52	FECG	28.573.133,63	28.726.857,09	28.883.131,19
FSTI	1.426.419,37	1.434.721,14	1.443.845,96	FSTI	764.850,29	768.720,43	773.855,48
FREX	149.197.352,23	150.199.958,43	151.089.142,19	FREX	94.409.638,61	94.940.220,78	95.565.876,83
FRIN	526.856,16	530.112,13	532.884,62	FRIN	69.440,71	69.807,36	70.195,49
PICP	590.632.227,91	594.494.962,68	597.954.923,37	PICP	356.786.653,73	358.606.265,66	360.445.915,81
Total	1.909.455.503,82	1.921.009.678,14	1.930.194.044,36	Total	1.226.537.853,36	1.233.305.081,49	1.239.744.841,13

(c) limite de R\$5 mil				(d) limite de R\$10 mil			
Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações	Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações
DAFP	14.389.467,20	14.476.811,27	14.580.754,78	DAFP	14.356.617,84	14.430.985,12	14.516.272,25
DTSD	451.644.670,57	454.313.890,57	457.107.921,00	DTSD	382.884.898,41	385.656.985,07	387.808.951,05
PAIA	N/A	N/A	N/A	PAIA	N/A	N/A	N/A
FECG	31.041.265,82	31.210.440,72	31.380.225,52	FECG	26.007.696,83	26.163.222,85	26.297.440,19
FSTI	901.881,93	907.284,21	913.254,14	FSTI	801.816,81	807.317,28	812.661,72
FREX	43.930.775,52	44.168.880,32	44.417.109,43	FREX	22.984.003,56	23.140.754,46	23.277.284,91
FRIN	N/A	N/A	N/A	FRIN	N/A	N/A	N/A
PICP	305.452.533,36	307.285.248,56	309.384.006,81	PICP	175.995.124,65	177.160.212,38	178.407.420,27
Total	847.360.594,41	852.362.555,65	857.783.271,67	Total	623.030.158,10	627.359.477,16	631.120.030,38

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

Tabela 21 – Influência do número de simulações no valor do capital regulamentar para risco operacional – valores corrigidos agrupados

(a) sem restrição de valor				(b) limite de R\$1 mil			
Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações	Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações
DAFP	22.632.521,78	22.745.005,42	22.895.577,35	DAFP	22.656.449,40	22.810.286,69	22.948.060,82
DTSD	415.729.464,52	417.986.875,52	420.674.531,13	DTSD	413.910.942,35	416.452.355,53	418.759.501,58
PAIA	184.863,34	185.978,07	187.227,84	PAIA	153.031,45	153.983,31	154.859,47
FECG	40.806.503,37	41.011.352,02	41.292.689,90	FECG	42.923.441,31	43.181.840,42	43.443.090,56
FSTI	1.514.361,70	1.523.781,03	1.533.868,46	FSTI	1.431.506,29	1.438.892,86	1.447.612,55
FREX	179.407.898,93	180.448.464,75	181.626.793,22	FREX	110.661.145,29	111.236.583,25	111.947.385,02
FRIN	110.747,35	111.512,61	112.229,64	FRIN	72.994,02	73.490,38	73.869,59
PICP	449.885.139,13	452.894.870,71	455.965.497,94	PICP	449.150.691,56	452.254.322,83	455.397.490,38
Total	1.110.271.500,15	1.116.907.840,13	1.124.288.415,48	Total	1.040.960.201,66	1.047.601.755,28	1.054.171.869,97

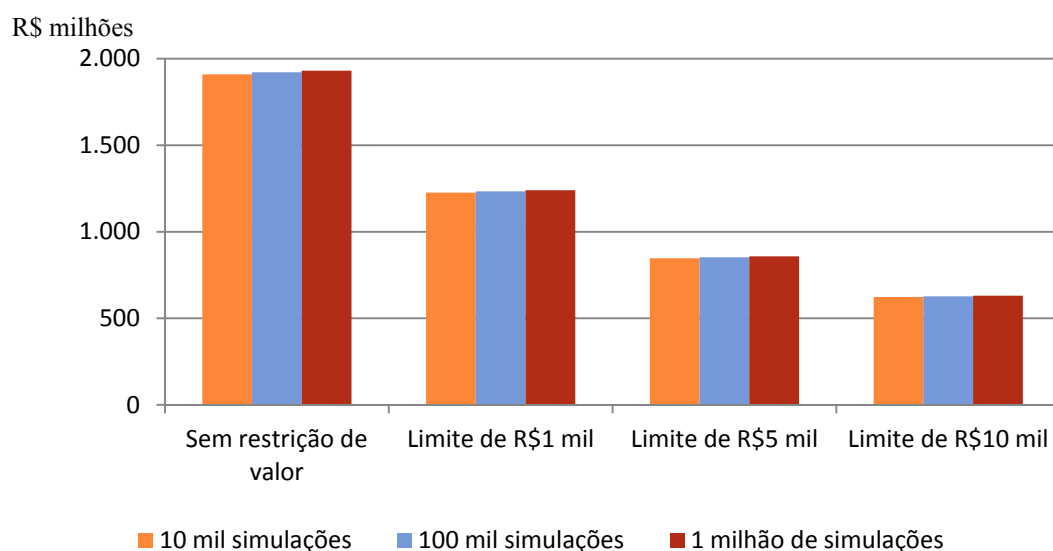
(c) limite de R\$5 mil				(d) limite de R\$10 mil			
Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações	Evento de Perda	10 mil simulações	100 mil simulações	1 milhão de simulações
DAFP	22.774.275,07	22.886.779,99	23.034.399,72	DAFP	22.631.487,37	22.764.786,83	22.926.189,17
DTSD	416.916.400,97	419.334.516,10	422.198.570,84	DTSD	415.733.839,13	418.444.423,76	420.549.199,21
PAIA	99.778,73	100.372,42	100.975,66	PAIA	N/A	N/A	N/A
FECG	47.585.442,33	47.829.079,80	48.073.486,39	FECG	43.314.226,45	43.614.394,04	43.910.099,64
FSTI	1.548.334,02	1.558.955,59	1.567.794,87	FSTI	1.134.514,41	1.140.890,38	1.146.457,93
FREX	110.527.491,86	111.253.657,49	111.933.417,33	FREX	110.667.445,72	111.239.596,41	111.841.402,63
FRIN	N/A	N/A	N/A	FRIN	N/A	N/A	N/A
PICP	448.199.373,51	451.314.359,15	453.909.416,72	PICP	447.469.155,81	449.809.419,50	452.589.241,71
Total	1.047.651.096,50	1.054.277.720,53	1.060.818.061,53	Total	1.040.950.668,89	1.047.013.510,93	1.052.962.590,28

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Valores em unidades de reais. N/A indica que não foi possível estimar por insuficiência de dados em virtude da imposição de um valor mínimo para se computar um valor de perda.

O gráfico 11, resume, para valores corrigidos pelo IPCA, o comportamento do capital regulamentar total apurado com 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações. A análise conjunta deste gráfico com os dados da tabela 20 demonstra pequenas diferenças financeiras. De fato, a maior diferença absoluta ocorre entre os valores apurados no cenário sem restrição de valor, em que o capital calculado com 1 milhão de iterações é apenas R\$21 milhões (1,09%) maior que o calculado com 10 mil iterações e R\$ 9 milhões (0,48%) maior que o obtido com 100 mil iterações.

Gráfico 11 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações – valores corrigidos

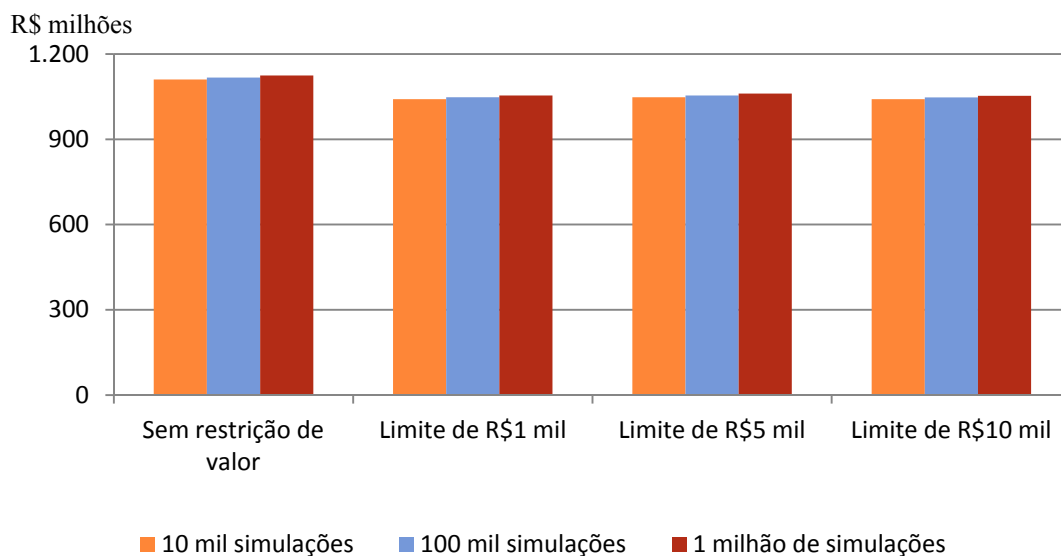


Fonte: Elaborado pelo autor.

Da mesma forma, o gráfico 13 resume, para valores corrigidos agrupados, o comportamento do capital regulamentar total apurado com 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações. A análise conjunta deste gráfico com os dados da tabela 21 também demonstra pequenas diferenças financeiras. De forma semelhante ao observado para dados sem agrupamento, a maior diferença absoluta ocorre entre os valores apurados no cenário sem restrição de valor, em que o capital calculado com 1 milhão de iterações é apenas R\$14 milhões (1,26%) maior que o

calculado com 10 mil iterações e R\$7 milhões (0,6%) maior que o obtido com 100 mil iterações.

Gráfico 12 – Comparação entre o capital regulamentar calculado para 10 mil, 100 mil e 1 milhão de iterações – valores corrigidos agrupados



Fonte: Elaborado pelo autor.

Assim, no contexto desta pesquisa e assumindo-se um patamar mínimo de 10 mil simulações, verifica-se que é pouco relevante a influência do aumento do número de simulações no cálculo do valor do capital regulamentar para risco operacional. Isto é interessante sob o ponto de vista dos processos de auditoria, pois, tendo em vista o alto custo computacional da SMC, a utilização de um número menor de iterações não afasta, de maneira significativa, a ordem de grandeza dos números finais, permitindo testes em períodos de tempo mais curtos.

4.6 Análise consolidada dos resultados

O atual estágio de desenvolvimento da regulamentação e das pesquisas referentes aos métodos AMA apresenta-se em um estágio tão incipiente e flexível que, mesmo quando se restringe a análise a uma só instituição e abordagem (LDA), as possibilidades de teste são muito amplas. Dessa forma, este tópico foi elaborado com o intuito de sistematizar os principais resultados obtidos ao longo desta pesquisa, bem como cotejá-los com os objetivos propostos antes das considerações finais. Ressaltando-se, entretanto, a reconhecida precariedade da metodologia no que se refere à generalização das conclusões aqui efetuadas.

Em primeiro lugar, verificou-se que o perfil dos dados de perdas operacionais da instituição foco deste estudo apresenta muitas similaridades com os relatos encontrados em artigos e relatórios internacionais, principalmente no que se refere à importância relativa entre os tipos de eventos, tanto no aspecto pertinente ao número de ocorrências quanto no que se refere aos valores de perda.

Nesse sentido, convém ressaltar que quatro tipos de evento de perda operacional confirmaram sua importância em todas as análises efetuadas neste estudo: práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços (PICP); demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho (DTSD); fraudes externas (FREX); e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição (FECG). Os resultados indicam que todos os intervenientes devem dedicar atenção especial aos processos e controles ligados aos referidos tipos de eventos.

No que tange aos resultados dos testes relacionados ao efeito da correção inflacionária dos dados de perdas operacionais para o cálculo do capital regulamentar, observou-se que em

todas as combinações efetuadas os valores de capital regulamentar calculados com dados corrigidos foram superiores aos efetuados com dados históricos.

Este resultado pode ser explicado não só pela média da inflação observada no período estudado (4,5% ao ano) como também pelos seus reflexos na seleção de distribuições de frequência e severidade que melhor se ajustavam aos dados e seus respectivos parâmetros. Em que pese a impossibilidade de generalização dos resultados neste tipo de pesquisa, há fortes indícios de que a correção dos dados por um índice de inflação é relevante para o caso brasileiro.

A possibilidade de agrupamento também apresentou reflexos significativos na apuração do capital regulamentar, porém seu comportamento foi altamente influenciado pela introdução de limites para que os valores de perda possam ser computados nos cálculos. Consolidando os resultados, verifica-se que, para a ausência de restrição de valores de perda ou para o limite igual a R\$1 mil, o agrupamento sempre reduziu o valor do capital regulamentar calculado quando comparado aos dados não agrupados. Já para limitações de valores de perda iguais a R\$5 mil ou R\$10 mil, o agrupamento sempre aumentou o valor do capital regulamentar apurado. Vale dizer que em diversas oportunidades as diferenças encontradas foram financeiramente expressivas.

Analisando-se especificamente os efeitos da introdução de valores mínimos de corte para a inclusão de eventos de perda na base de cálculo do capital regulamentar, observa-se que, para os dados não agrupados, a elevação dos valores mínimos de corte sempre levou à diminuição do valor do capital regulamentar calculado. No caso específico deste estudo, a dimensão das diferenças apuradas foi de tal ordem que este pode ser considerado um dos fatores mais críticos na definição dos parâmetros de modelagem.

Já para os dados agrupados, a introdução de valores mínimos de corte teve um impacto reduzido a partir do limite de R\$ 1 mil. Isso decorre do perfil dos valores da base de dados utilizada neste estudo, assim como do próprio processo de construção do agrupamento, uma vez que a soma dos valores de perdas em determinada data reduz a possibilidade de esta ser eliminada ao ser submetida ao filtro de valor.

Ainda no que tange à introdução dos valores mínimos de corte, em todos os casos ficou patente que é inapropriada a adoção do patamar de 20 mil euros, comumente utilizado nos relatórios e pesquisas do Comitê de Supervisão Bancária da Basileia, uma vez que a mediana de sete dos oito tipos de eventos é inferior a R\$ 2 mil.

Em relação à utilização da distribuição discreta de Poisson, deve-se ressaltar que em nenhum dos cenários estudados a referida distribuição foi a que melhor se ajustou estatisticamente aos dados empíricos. Desconsiderando-se os aspectos estatísticos e insistindo em sua utilização como a distribuição discreta padrão para todos os cenários, observaram-se os seguintes efeitos financeiros: a) para os dados sem agrupamento o capital regulamentar apurado com a distribuição de Poisson foi sempre menor que o calculado com as distribuições que apresentaram o melhor ajuste; e b) para dados agrupados o capital regulamentar apurado com a distribuição de Poisson foi sempre maior que o calculado com as distribuições que apresentaram o melhor ajuste. Portanto, os resultados encontrados indicam que a adoção da distribuição de Poisson como padrão não encontra sustentação empírica, podendo apresentar reflexos financeiros significativos e sem tendência definida.

Quanto às distribuições de severidade, é importante ressaltar a relevância observada das distribuições Johnson SB e Pearson Tipo VI em todos os cenários. Por diversas ocasiões estas duas distribuições contínuas foram as que melhor se ajustaram aos dados da maioria dos

cenários estudados. Raramente aventadas nas pesquisas até então publicadas, os resultados obtidos sugerem que passem a ser incluídas no rol de distribuições a serem testadas.

Por sua vez, os testes relativos à influência do número de simulações no cálculo do capital regulamentar para risco operacional apontam uma correlação positiva, em que se verifica aumento no valor apurado quando se aumenta o número de iterações. Entretanto, assumindo-se um patamar mínimo de 10 mil simulações, é financeiramente pouco relevante o efeito observado. Este resultado tem uma aplicação prática importante para os procedimentos de auditoria, permitindo que se façam testes de aderência dos resultados apresentados a um custo computacional muito reduzido e, portanto, condizente com os prazos dos trabalhos da espécie.

Por fim, desconsiderando-se os testes relativos ao número de simulações, a tabela 22 apresenta a comparação, em termos percentuais, entre o capital regulamentar para risco operacional divulgado pela instituição foco no ano de 2010 e os capitais calculados nos vinte quatro cenários testados neste estudo. Para preservar o sigilo acordado, calculou-se a relação entre o dado real da parcela de capital para risco operacional divulgado pela instituição¹⁶ e os valores originais calculados para cada cenário, lembrando-se de que os apresentados durante este capítulo sofreram modificações para evitar a exposição da instituição.

Tabela 22 – Comparação entre o capital regulamentar calculado em cada cenário e o capital regulamentar divulgado

Cenário	Sem restrição de valores	Valor mínimo de R\$1 mil	Valor mínimo de R\$5 mil	Valor mínimo de R\$10 mil
Corrigidos pelo IPCA sem agrupamento	17,69%	-24,44%	-47,78%	-61,56%
Histórico sem agrupamento	5,92%	-30,22%	-51,18%	-63,55%
Corrigidos pelo IPCA com agrupamento	-31,57%	-35,82%	-35,41%	-35,85%
Histórico com agrupamento	-37,08%	-40,70%	-40,10%	-39,95%
Poisson sem agrupamento	10,93%	-27,62%	-51,11%	-63,47%
Poisson com agrupamento	-27,72%	-32,68%	-32,19%	-32,48%

¹⁶ Dado obtido por meio do relatório Informações Financeiras Trimestrais (IFT) da instituição em foco, referente ao quarto trimestre de 2010, disponível em www.bcb.gov.br. Acessado em 26/02/2012.

Fonte: Elaborada pelo autor.

Nota: Os cenários calculados com a distribuição de Poisson foram com dados corrigidos pelo IPCA.

Os resultados da tabela 22 demonstram claramente o grau de impacto que as definições dos parâmetros LDA podem acarretar no cálculo do capital regulamentar para o risco operacional em uma instituição financeira. Verifica-se que, dependendo da combinação de parâmetros efetuada, o capital requerido para determinado ano pode ser de 17,69% maior a 63,55% menor que o apurado pelos métodos de abordagem padronizada hoje empregados.

Confirma-se, portanto, a importância de se discutir adequadamente e com profundidade o grau de flexibilidade a ser conferido para que as instituições possam implementar modelos avançados de mensuração em risco operacional, sob pena de se descaracterizar o principal objetivo dos métodos avançados: compatibilizar a exigência de capital ao real perfil de risco de uma instituição.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O risco operacional é um tema instigante e vem adquirindo cada vez mais relevância no âmbito tanto da academia quanto do mercado financeiro e de capitais. Interessante observar que, embora seja um tipo de risco que está presente desde os primórdios das instituições, afetando sua solidez, eficiência e resultados, só recentemente é que se atentou para a necessidade de uma conceituação formal e de métricas consistentes, confiáveis e robustas que permitam sua mensuração.

Várias razões podem ser apontadas para tanto, principalmente no que tange às instituições financeiras. Merece destaque a dificuldade de sua identificação, uma vez que a maioria dos prejuízos decorrentes de falhas operacionais é observada em atividades relacionadas a operações de crédito ou de negociação de ativos financeiros, e, por isso, equivocadamente classificados como problemas de risco de crédito ou risco de mercado, respectivamente.

Além disso, mudanças ocorridas no mercado financeiro ao longo das duas últimas décadas, como o aumento da complexidade das operações e dos produtos, a crescente velocidade em que são efetuadas as negociações, a internacionalização dos mercados, o crescimento das corporações e a utilização cada vez mais sofisticada de produtos e serviços da tecnologia da informação, tornaram os prejuízos decorrentes de falhas operacionais cada vez mais frequentes e, principalmente, financeiramente mais expressivos.

Os valores envolvidos e seus impactos na comunidade financeira internacional atingiram uma amplitude tal que o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia iniciou um processo que culminou na definição de um conceito formal para o risco operacional e uma proposta de cobrança de capital regulamentar para o referido risco.

A proposta de cobrança de capital surgiu alinhada à diretriz adotada por Basileia II para os riscos de mercado e de crédito, que visa proporcionar, às instituições que demonstrassem um melhor nível de controles internos e gerenciamento de riscos, a possibilidade de utilizar modelos avançados de mensuração (AMA) capazes de refletir com mais propriedade o real perfil de risco de uma instituição.

Entretanto, as características que envolvem o risco operacional e seu estágio de desenvolvimento prático e teórico diferem substancialmente dos encontrados nos demais riscos. Ainda não há consenso sobre a melhor metodologia a ser utilizada em sua mensuração, as poucas bases de dados disponíveis não são compartilhadas, não há um *benchmark* reconhecido e raros são os trabalhos empíricos que retratem a realidade das instituições.

Em virtude dessas e de outras indefinições, as instituições estão obtendo um grau de flexibilidade para a implantação dos seus modelos internos raramente visto na história financeira posterior ao Basileia I. Se de um lado esta liberdade impulsiona o mercado e a academia a aprofundarem estudos e pesquisas buscando as melhores alternativas dentre um amplo espectro de soluções, por outro pode-se perder o foco no principal objetivo por detrás de todo o processo: exigir capital compatível com o real perfil de risco das instituições financeiras, garantindo um sistema mais sólido, confiável e resistente às intempéries.

Neste contexto, esta pesquisa visou dar a sua contribuição teórica ao debate, discutindo-se em profundidade a aplicação da abordagem de distribuição de perdas (LDA) no cálculo do capital regulamentar para risco operacional de uma instituição financeira brasileira de grande porte. Para tanto, uma base com cinco anos de dados de perdas originais foi coletada, permitindo a apuração do capital regulamentar relativo aos oito tipos de eventos de risco operacional da linha de negócios varejo.

Ao mesmo tempo em que o método LDA apresenta diversas vantagens e tornou-se o mais utilizado modelo AMA para risco operacional, Chernobai, Rachev e Chernobai (2007), dentre outros, postulam que o capital regulamentar calculado pela referida abordagem é diretamente dependente da metodologia empregada. O que se evidenciou por meio deste trabalho é que alterações nos parâmetros de modelagem representam fator crítico no processo, podendo alterar substancialmente os resultados.

Por exemplo, as combinações de parâmetros estudadas, perfazendo 24 cenários distintos, demonstraram que, quando comparado ao valor divulgado pela instituição pelo método padronizado, o cenário que pressupõe a utilização de todos os dados de perda disponíveis corrigidos pelo IPCA acarretaria um aumento de 17,69% no valor do capital regulamentar exigido. Por outro lado, o cenário utilizando dados históricos e impondo-se um limite de registro de R\$10 mil para as perdas, na mesma base de comparação resultaria em uma diminuição de 63,55%.

Apesar de reconhecer que metodologia adotada neste estudo não permite a generalização dos resultados, as diferenças encontradas são por demais expressivas para que se menospreze o risco moral em se permitir tamanha flexibilidade de modelagem às instituições financeiras.

É importante lembrar que o montante de capital regulamentar exigido afeta o grau de alavancagem e outros limites operacionais das instituições financeiras, com reflexos diretos em seu poder de atuação no mercado e em sua rentabilidade. Logo, há que se estabelecer limites à flexibilidade para que não se alimente o risco moral de se buscar parâmetros de modelagem cujo foco principal seja a redução da exigência de capital.

A introdução da cobrança de capital para o risco operacional e, principalmente, a permissão para a utilização de modelos internos de mensuração foram passos importantes e que vão além dos impactos monetários. As abordagens avançadas de mensuração do risco operacional exigem extenso trabalho de revisão da estrutura interna de controles, análise detalhada dos processos e mudanças profundas na cultura de riscos, contribuindo decisivamente para um sistema financeiro mais sólido, confiável e resistente aos percalços da economia.

Nesse sentido, uma eventual redução do capital exigido para uma instituição deve advir da melhoria de seus controles internos e da efetiva redução de seu risco operacional, e não de artifícios de modelagem que, embora estatisticamente defensáveis, podem tornar o processo desassociado da realidade. Assim, em face dos resultados obtidos por este estudo e da carência de pesquisas que permitam melhor subsídio às decisões concernentes aos modelos internos, sugere-se a adoção das seguintes diretrizes prudenciais, de forma não exaustiva, para se mitigar o risco de modelagem no mercado brasileiro:

- a) correção obrigatória dos dados por índice de inflação no período;
- b) registro de perdas operacionais sem adoção de limites mínimos de valor;

- c) nos casos de imposição de valor mínimo para a utilização de um registro de perda na metodologia LDA, este não deverá ser superior ao valor obtido no primeiro quartil da dos dados corrigidos por índice de inflação;
- d) procedimentos relativos ao agrupamento de perdas devem ser efetuados somente em caráter de exceção;
- e) em caso de adoção da Simulação de Monte Carlo, deve ser instituído um número mínimo de 10.000 simulações para a geração da distribuição agregada de perdas;
- f) a aprovação da distribuição de perdas obtidas pelo processo de Simulação de Monte Carlo deve ser condicionada à constatação de que a média da distribuição agregada simulada não seja inferior à média anual real das perdas corrigidas no período;
- g) a utilização de modelos avançados de mensuração de risco operacional, dado o seu impacto na transparência e indução da melhoria dos controles internos, deve ser obrigatória para todas as instituições financeiras definidas pela autoridade como sistemicamente importantes (*too big too fail*); e
- h) para permitir a comparabilidade entre instituições, a metodologia empregada e as respectivas definições de modelagem devem obrigatoriamente acompanhar a divulgação do valor do capital apurado pelo modelo interno.

Em virtude da natureza sigilosa das informações e da dificuldade de as instituições financeiras compartilharem dados de risco operacional, sugere-se, ainda, que a autoridade monetária mantenha uma base de dados padronizada, alimentada pelos dados de perdas de todas as instituições que adotarem AMA. A instituição dessa base, de maneira análoga ao Sistema de Informações de Crédito (SCR), permitiria o acompanhamento tempestivo do risco operacional

nas instituições sistemicamente importantes, o compartilhamento controlado das informações, a comparabilidade entre diversos sistemas internos de controle e registro de perdas e a definição de um perfil de risco operacional para o mercado brasileiro.

Além disso, os resultados apontam para que a administração de riscos das instituições, os auditores internos, os auditores externos e a autoridade monetária dediquem especial atenção aos processos e dados relativos a quatro tipos de evento de perda: práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços; demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho; fraudes externas; e falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades da instituição. Esses quatro tipos de eventos de perdas, de forma semelhante aos relatos internacionais, detêm, em conjunto, uma representatividade superior a 90% em todos os cenários estudados e sob todas as óticas de análise.

A relevância do risco operacional e a complexidade que envolve os assuntos relacionados à sua mensuração sinalizam para a necessidade de mais pesquisas envolvendo o tema. Assim, como primeira sugestão para estudos futuros tem-se a reprodução da metodologia utilizada neste trabalho em dados de outras instituições, de forma a permitir o cotejamento dos resultados e a evidenciar semelhanças e diferenças relevantes.

Sugerem-se, também, estudos comparativos entre o teste Anderson-Darling tradicional e o teste Anderson-Darling para caudas superiores (*upper-tail AD test*), proposto por Chernobai, Rachev e Fabozzi (2005), como critério de classificação da qualidade de ajuste estatístico das distribuições teóricas contínuas aos dados empíricos, bem como seus reflexos na apuração do capital regulamentar.

Outra área carente de pesquisas empíricas refere-se à aplicação de cópulas para apurar os efeitos da correlação multidimensional entre tipos de eventos de risco operacional no cálculo do capital regulamentar, à semelhança do trabalho efetuado por Chapelle, Crama, Hubner e Peters (2004).

Por fim, é importante ressaltar que o aprofundamento dos estudos relativos ao risco operacional enseja uma mudança cultural profunda por parte das instituições financeiras, que se mostram historicamente avessas à disponibilização de seus dados, mesmo quando firmados acordos de sigilo com pesquisadores. O presente trabalho demonstra que se pode avançar muito na discussão do tema se houver uma mudança na postura de restrição de acesso aos dados, com vantagens patentes a todos os intervenientes: instituições, acadêmicos e entidades reguladoras.

REFERÊNCIAS

ALEXANDER, C. **Statistics models of operational loss**. In: Operational risk: regulation, analysis and management. ALEXANDER, C. (org). London: Person Education Limited, 2003.

_____. **Market risk analysis: quantitative methods in finance**. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, Vol. I, 2008a.

_____. **Market risk analysis: practical financial econometrics**. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, Vol. II, 2008b.

ANDERSON, T. W.; DARLING, D. A. Asymptotic theory of certain 'goodness of fit' criteria based on stochastic processes. **The Annals of Mathematical Statistics**, 23, no. 2, 193-212.

AUE, F.; KALKBRENER, M. LDA at work: deutsch bank approach to quantifying operational risk. **The Journal of Operational Risk**, v.1, n.4, p. 48-98, 2006.

BACEN. BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Comunicado 12.746**. Brasília, 9 de dezembro de 2004.

_____. **Comunicado 16.137**. Brasília, 27 de setembro de 2007.

_____. **Circular 3.383**. Brasília, 30 de abril de 2008.

_____. **Comunicado 19.028**. Brasília, 29 de outubro de 2009.

_____ . **Editais de audiência pública 39/2011**. Brasília, 29 de dezembro de 2011.

BAZZARELLO, D., CRIELAARD, B.; PIACENZA, F.; SOPRANO, A. Modeling insurance mitigation on operational risk capital. **The Journal of Operational Risk**, 1a. edição, p. 57-65, 2006.

BCBS. BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **Operational risk management**. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, September 1998, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

_____ . **A new capital adequacy framework**. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, June 1999, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

_____ . **QIS 2 – operational loss risk data: guidance note to quantitative impact survey**. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, May 2001a, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

_____ . **Working paper on the regulatory treatment of operational risk**. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, September 2001b, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

_____ . **Sound practices for the management and supervision of operational risk**. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, December 2001c, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

Sound practices for the management and supervision of operational risk. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, february 2003, disponível em www.bis.org, acessado em janeiro de 2009.

International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, june 2006, disponível em www.bis.org, acessado em agosto de 2008.

Results from 2008 loss data collection exercise for operational risk. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, July 2009a, disponível em www.bis.org, acessado em agosto de 2009.

Observed range of practice in key elements of advanced measurement approaches (AMA). Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, July 2009b, disponível em www.bis.org, acessado em agosto de 2009.

Basel III: international framework for liquidity risk measurement, standarts and monitoring. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, December 2010a, disponível em www.bis.org, acessado em março de 2011.

Basel III: a global regulatory framework for more resilient Banks and banking systems. Basel: Bank for

International Settlements, Switzerland, December 2010b (rev. June 2011), disponível em www.bis.org, acessado em setembro de 2011.

Operational risk – supervisory guidelines for the advanced measurement approaches. Basel: Bank for International Settlements, Switzerland, June 2011, disponível em www.bis.org, acessado em setembro de 2011.

BRITO, O. **Gestão de riscos: uma abordagem orientada a riscos operacionais.** São Paulo: Ed. Saraiva, 2007.

BRUNNERMEIER, M.; GOODHART, C.; PERSAUD, A. D. **The fundamental principles of financial regulation.** International Center for Monetary and Banking Studies, Geneva Report on the World Economy 11, 2009, disponível em www.fic.wharton.upenn.edu, acessado em 13/07/2011.

BROOKS, C. **Introductory econometrics for finance.** New York: Cambridge University Press, 2002.

BUHELDT, R.; UNTEREGGER, S. **Cultural risk and risk culture: operational risk after basel II.** Financial Stability Report 6, 2004. Disponível em www.oenb.at/en/img/fsr_06_cultural_risk_tcm16-9495.pdf, acessado em 13 de março de 2009.

CARVALHO, F. J. C.; KREGEL, J. A. **O que fazem os sistemas financeiros e seus reguladores?** Rio de Janeiro: IBASE, 2010.

CASAGRANDE, M. A. **Risco operacional da gestão de riscos – análise de dados de multas pagas pelas instituições financeiras no Brasil**. 2006. 73 p. Dissertação. (Mestrado em Administração) – Instituto COPPEAD de Administração, Universidade Federal do Rio de Janeiro (RJ), 2006.

CASTRO, L. B. **Teoria, acordos de basileia e a experiência recente do BNDES**. 2009. 314 p. Tese. (Doutorado em Economia) – Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro (RJ), 2009.

CHAPELLE, A.; CRAMA, Y.; HUBNER, G.; PETERS, J-P. **Basel II and operational risk: implications for risk measurement and management in the financial sector**. National Bank of Belgium, Working paper nro. 51, 2004, disponível em www.nbb.be, acessado em 12/12/2009.

CHAPELLE, A.; CRAMA, Y.; HUBNER, G.; PETERS, J-P. Practical methods for measuring and managing operational risk in financial sector: a clinical study. **Journal of Banking & Finance**, vol. 32, Oct. 2008, p. 1049-1061.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S. T.; FABOZZI, F. J. **Composite goodness-of-fit tests for left-truncate loss samples**. Yale University, 2005, disponível em www.statistik.ets.kit.edu, acessado em 15/10/2011.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S. T. Applying robust methods to operational risk modeling. London: Incisive Media, **Journal of Operational Risk**, vol. 1, Number 1, 2006.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S. T.; FABOZZI, F. J. **Operational Risk: a guide to basel II capital requirements, models, and analysis**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2007.

CHERNOBAI, A.; JORION, P.; YU, F. The determinants of operational risk in U.S. financial institutions. **Journal of Financial and Quantitative Analysis** ,vol. 46, Number 6, Dec. 2011, p. 1683-1725.

CMN. CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. **Resolução 2.554**. Brasília, 24 de setembro de 1998.

CMN. CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. **Resolução 3.380**. Brasília, 29 de junho de 2006.

CROUHY, M.; GALAI, D.; MARK, R. **Risk management**. New York: McGraw-Hill, 2001.

CRUZ, M. **Modeling, measuring and hedging operational risk**. London: Willey, 2002.

DAVIS, E. **Operational risk: practical approaches to implementation**. London: Risk Books, 2005.

DUTTA, K.; PERRY, J. **A tale of tails: an empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital**. Boston: Federal Reserve Bank of Boston, working papers nro. 06-13, abril de 2007.

EMBRECHTS, P.; KLUPPELBERG, C.; MIKOSCH, T. **Modelling extremal events for insurance and finance**. London: Springer-Verlag, 1997.

EVANS, M.; HASTINGS, N.; PEACOCK; B. **Statistical distributions**. New York: John Wiley & Sons, 2000.

FISHMAN, G. S. **Monte carlo: concepts, algorithms and applications**. New York: Springer-Verlag Inc, 1995.

FRACHOT, A.; GEORGES, P.; RONCALLI, T. **Loss distribution approach for operational risk**. Working paper. Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais, France, maio 2001, disponível em www.gro.creditlyonnais.fr , acessado em agosto de 2007.

FONTNOUVELLE, P.; ROSENGREN, E. **Implications of alternative operational risk modelling techniques**. Federal Reserve Bank of Boston, 2004, disponível em www.bos.frb.org, acessado em 13/10/2008.

FONTNOUVELLE, P.; DEJESUS-RUEFF, V; JORDAN, J.; ROSENGREN, E. **Using loss data to quantify operational risk**. Federal Reserve Bank of Boston, 2003, disponível em www.bos.frb.org , acessado em 13/10/2008.

GALVÃO, D. J. C. **Risco operacional em instituições financeiras: uma análise para o caso brasileiro**. 2008. 122 p. Dissertação. (Mestrado em Economia) – Universidade Federal Fluminense (RJ), 2008.

GUIMARÃES, T. **Implementação do método de distribuição de perdas para risco operacional**. 2003. 98 p. Dissertação. (Mestrado Profissionalizante em Modelagem Matemática em Finanãs) – Faculdade de Economia e Administração, Universidade de São Paulo (SP), 2003.

GENTLE, J. E. **Random number generation and monte carlo methods**. New York: Springer, 2nd edition, 2005.

GEWEKE, J. **Monte carlo simulation and numerical integration**. In: Handbook of Computational Economics. AMMAN, H.; KENDRICK, D. RUST, J. (ed.). Amsterdam: North-Holland, 1996.

GIBBONS, J. D. **Nonparametric methods for quantitative analysis**. Ohio: American Sciences Press, 1985.

GIL, A. C. **Técnicas de pesquisa em economia**. São Paulo: Atlas, 1995.

GLASSERMAN, P. **Monte Carlo methods in financial engineering**. New York: Springer-Verlag Inc, 2003.

HAUBENSTOCK, M., HARDIN, L. **The loss distribution approach**. In: Operational risk: regulation, analysis and management. ALEXANDER, C. (org). London: Person Education Limited, 2003.

HEIJ, C. ; BOER, P.; FRANSES, P. H.; KLOEK, T.; DIJK, H. K. **Econometric methods with applications in business and economics**. New York: Oxford University Press, 2004.

HUGHES, P. **Using transaction data to measure operational risk**. In: Operational risk: practical approaches to implementation. DAVIS, E. L. (org). London: Risk Books, 2005.

JACKEL, P. **Monte carlo methods in finance**. New York: John Wiley & Sons, 3rd printed edition, 2002.

JOHNSON, N. L.; S. KOTZ; BALAKRISHNAN, N. **Univariate discrete distributions**. Boston: Houghton Mifflin, vol. 2, Second Edition, 1992.

JOHNSON, N. L.; S. KOTZ; BALAKRISHNAN, N. **Continuous univariate distributions**. Boston: Houghton Mifflin, vol. 1, Second Edition, 1994.

JOHNSON, N. L.; S. KOTZ; BALAKRISHNAN, N. **Continuous univariate distributions**. Boston: Houghton Mifflin, vol. 2, Second Edition, 1995.

JORION, P. **Value at risk: a nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro.** São Paulo: BM&F, 2003.

KING, J. L. **Operational risk: measurement and modeling.** New York: John Wiley & Sons, 2001.

KLUGMAN, S. A.; PANJER, H. H.; WILLMOT, G. E. **Loss models: from data to decisions.** New York: Wiley, 2004.

KRISHNAMOORTHY, J. L. **Handbook of statistical distributions with applications.** New York: Chapman & Hall/CRC, 2006.

LAW, A. M. **Simulation modeling analysis.** New York: McGraw-Hill, 2007.

LAEVEN, L.; VALENCIA, F. **Resolution of banking crises: the good, the bad, and the ugly.** International Monetary Fund Working Paper (wp/10/146 – jun/2010). Disponível em www.imf.org, acessado em 2 de julho de 2010.

LANDAU, D. P.; BINDER, K. **A guide to monte carlo simulations in statistical physics.** New York: Cambridge University Press, second edition, 2005.

LEVINE, D. M.; STEPHAN, D. F.; KREHBIEL, T. C.; BERENSON, M. L. **Estatística: teoria e aplicações.** Rio de Janeiro: LTC, 2008.

LOPEZ, D. P. **Riesgo operacional: conceptos y mediciones.** Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras de Chile, 2009, disponível em http://www.sbif.cl/sbifweb/internet/archivos/publicacion_8511.pdf, acessado em 16/09/2010.

LOPEZ, J. A. **Challenges in economic capital modeling**. Federal Reserve Bank of San Francisco, 2010, disponível em <http://www.frbsf.org/publications/economics/letter/2010/el2010-19.pdf>, acessado em 03/07/2010.

MARSHALL, C. **Medindo e gerenciando riscos operacionais em instituições financeiras**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2002.

McNEIL, A. J.; FREY, R.; EMBRECHTS, P. **Quantitative risk management: concepts, techniques and tools**. New Jersey: Princeton University Press, 2005.

MOOSA, I. A. . Operational risk: a survey. **Financial Markets, Institutions & Instruments**, vol. 16, issue 4, p. 167-200, November 2007.

_____. **A critique of the advanced measurement approach to regulatory capital against operational risk**. Journal o Banking Regulation, May 2008, issue 9, p. 151-164, disponível em <http://www.palgrave-journals.com/jbr/journal/v9/n3/full/jbr20087a.html>, acessado em 10/02/2009.

MOSCADELLI, M. **The modeling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the basel committee**. Banca d'Italia, Temi de discussione, nro. 517, july 2004.

MÜLLER, H. **Quantifying operational risk in a financial instituion**. 2002. *Master thesis*. *Institut für Statistik und Wirtschaftstheorie – Universität Karlsruhe* , 2002.

MUN, J. **Modeling risk: applying monte carlo simulation, real options analysis, forecasting and optimization techniques**. New York: John Wiley & Sons, 2006.

PANJER, H. **Operational risk: modeling analytics**. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006.

PEACHEY, A. N. **Great financial disasters of our time**. Berlin: Wissenschafts-Verlag, 2006.

PÉZIER, J. **A constructive review of the basel proposals on operational risk**. In: Operational risk: regulation, analysis and management. ALEXANDER, C. (org). London: Person Education Limited, 2003.

ROBERTSON, D. **So that's operational risk!** Office of Comptroller of the Currency, March 2011. Disponível em <http://www.occ.gov>, acessado em 12 de dezembro de 2011.

RODRÍGUEZ, E. J. J.; DOMÍNGUES, J. M. F; MARIN, J. L. M. **Stressing the operational loss threshold: implications on capital at risk**. The European Financial Management Association, March, 2010. Disponível em http://www.efmaefm.org/0EFMAMEETINGS/EFMA%20ANNUAL%20MEETINGS/2010-Aarhus/EFMA2010_0118_fullpaper.pdf, acessado em 18 de julho de 2010.

ROEHR, A. **Modeling operational Losses**. Algo Research Quarterly, summer 2002, p. 53-64. Disponível em <http://www.opvantage.com>, acessado em 19 de fevereiro de 2009.

RUBINSTEIN, R. Y. **Simulation and the monte Carlo method**. New York: John Wiley & Sons, 1988.

SAUNDERS, A. **Administração de instituições financeiras**. São Paulo: Atlas, 2000.

STEPHENS, M. A. Tests of fit for the logistic distribution based on the empirical distribution function. **Biometrika**, vol. 66, p. 591-595, 1979.

STIGLITZ, J. E. **The role of the state in financial markets**. The World Bank Group, March 1994. Disponível em <http://www-wds.worldbank.org> , acessado em 19 de setembro de 2011.

TUCKEY, J. W. **Exploratory data analysis**. Reading(MA): Adisson-Wesley, 1977.

VAN DEN BRINK, G. J. **Operational risk: the new challenge for banks**. London: Palgrave, 2002.

WHITEHEAD, C. K. **Reframing financial regulation**. Cornell Law Faculty Publications, paper 42, disponível em scholarship.law.cornell.edu, acessado em 13/11/2011.

ANEXOS

ANEXO A – Relação das distribuições estatísticas e seus respectivos parâmetros

As características das funções apresentadas neste anexo são baseadas em Johnson, Kotz e Kemp (1992, 1994, 1995), Evans, Hastings e Peacock (2000) e Law (2007):

Tabela 23 – Símbolos matemáticos

Símbolo	Significado	Definição
n!	Função fatorial	$n! = \begin{cases} 1 & \text{se } n = 0 \\ \prod_{k=1}^n k & \text{se } n = 1, 2, \dots \end{cases}$
$\binom{t}{x}$	Combinação	$\binom{t}{x} = \frac{t!}{x!(t-x)!}$
Γ	Função Gamma	$\Gamma(z) = \int_0^{\infty} t^{z-1} e^{-t} dt$ $\Gamma(k+1) = k! \text{ para } k \in Z^+$
B(u, v)	Função Beta	$B(u, v) = \int_0^1 t^{u-1} (1-t)^{v-1} dt \text{ para } u > 0; v > 0$ $B(u, v) = B(v, u) = \frac{\Gamma(u)\Gamma(v)}{\Gamma(u+v)}$
$\Phi(z)$	Distribuição Normal Padrão	$\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}}$
$[x]$	“Função chão”	Converte um número real x em um número inteiro menor ou igual a x
iid	independente e identicamente distribuído	
\sim	“é distribuído como”	
\in	“pertence a”	
n	Tamanho da amostra	
\bar{X}	Média aritmética	

Fonte: Johnson, Kotz e Kemp (1992, 1994, 1995), Evans, Hastings e Peacock (2000) e Law (2007).
Adaptado pelo autor.

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} 1-p & \text{se } x = 0 \\ p & \text{se } x = 1 \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetro $p \in (0, 1)$
- *Range* $\{0, 1\}$
- Média p
- Variância $p(1-p)$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

$$\hat{p} = \bar{X}(n)$$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} 1-p & \text{se } x = 0 \\ p & \text{se } x = 1 \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - limite inferior: $a \in (-\infty, +\infty)$
 - limite superior: b é tal que $(b > a)$; e
 - parâmetros de forma: $\alpha_1 > 0$ e $\alpha_2 > 0$
- *Range* (a, b)
- Média $a + (b - a) \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}$
- Variância $(b - a)^2 \frac{\alpha_1 \alpha_2}{(\alpha_1 + \alpha_2)^2 (\alpha_1 + \alpha_2 + 1)}$

Estimador de máxima verossimilhança (JOHNSON, KOTZ e KEMP, 1992, 1994, 1995; LAW, 2007):

As seguintes equações precisam ser satisfeitas:

$$\Psi(\hat{\alpha}_1) - \Psi(\hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2) = \ln G_1 \text{ e } \Psi(\hat{\alpha}_2) - \Psi(\hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_2) = \ln G_2$$

Em que,

$$\Psi(x) = \frac{d}{dx} \ln \Gamma(x), G_1 = (\prod_{i=1}^n X_i)^{(1/n)} \text{ e } G_2 = [\prod_{i=1}^n (1 - X_i)]^{(1/n)}$$

Binomial – bin(t, p)

– Discreta

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} \binom{t}{x} p^x (1-p)^{t-x} & \text{se } x \in \{0, 1, \dots, t\} \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetro $p \in (0, 1), t \text{ é um inteiro positivo}$
- Range $[0, 1, \dots, t]$
- Média tp
- Variância $tp(1-p)$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

Se t é conhecido, então $\hat{p} = \frac{\bar{X}(n)}{t}$. Se t e p são desconhecidos, então \hat{t} e \hat{p} só existem se

$\bar{X}(n) > \frac{(n-1)(\sum n)^2}{n} = V(n)$. Caso esta restrição seja satisfeita, pode-se utilizar a seguinte

abordagem: faça $M = \max_{1 \leq i \leq n} X_i$ e, para $k = 0, 1, \dots, M$, faça f_k um número de $X_i \geq k$.

Pode-se demonstrar que \hat{t} e \hat{p} são valores para t e p que maximizem a função $g(t, p) =$

$\sum_{k=1}^M f_k \ln(t - k + 1) + nt \ln(1 - p) + n\bar{X}(n) \ln \frac{p}{1-p}$, sujeito às restrições que $t \in (M, M +$

$1, \dots, M')$, em que M' é dado por $M' = \left\lfloor \frac{\bar{X}(n)(M-1)}{1 - [V(n)/\bar{X}(n)]} \right\rfloor$.

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} \binom{s+x-1}{x} p^x (1-p)^x & \text{se } x \in \{0, 1, \dots\} \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros $p \in (0, 1)$ e $s \in \mathbb{Z}^+$
- Range $\{0, 1, \dots\}$
- Média $\frac{s(1-p)}{p}$
- Variância $\frac{s(1-p)}{p^2}$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

Se s é conhecido, então $\hat{p} = s / [\bar{X}(n) + s]$. Se s e p são desconhecidos, então \hat{s} e \hat{p} existem se e somente se $V(n) = \frac{[(n-1)s^2(n)]}{n}$. Fazendo-se $M = \max_{1 \leq x \leq n} X_i$, $k = 0, 1, \dots, M$ e f_k o número de X_i 's $\geq k$. Então, pode-se mostrar que \hat{s} e \hat{p} são os valores para s e p que maximizam a função $h(s, p) = \sum_{k=1}^M f_k \ln(s + k - 1) + ns \ln(p) + n\bar{X}(n) \ln(1 - p)$, sujeito a $s \in (1, 2, \dots)$ e $0 < p < 1$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \left\{ \pi\beta \left[1 + \left(\frac{x-\gamma}{\beta} \right)^2 \right] \right\}^{-1}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média não definida
- Variância não definida

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

As seguintes equações devem ser satisfeitas: $\sum_{i=1}^n \frac{2(x_i - \hat{\gamma})}{\hat{\beta}^2 + (x_i - \hat{\gamma})^2} = 0$ e $\sum_{i=1}^n \frac{2\hat{\beta}}{\hat{\beta}^2 + (x_i - \hat{\gamma})^2} = 0$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{(x-\gamma)^{(m-1)}}{\beta^m(m-1)!} e^{-(x-\gamma)/\beta} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
forma: $m \in (1, 2, \dots)$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + m\beta$
- Variância $m\beta^2$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{h}{\sqrt{\pi}}$ para qualquer número real
- Parâmetros precisão $h > 0$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média 0
- Variância $\frac{1}{2h^2}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta} e^{-\frac{(x-\gamma)}{\beta}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + \beta$
- Variância β^2

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{\nu_1^{\nu_1/2} \nu_2^{\nu_2/2} x^{(\nu_1+\nu_2)/2}}{B(\nu_1/2, \nu_2/2) (\nu_2 + \nu_1 x)^{(\nu_2 + \nu_1)/2}} & \text{se } x > 0 \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros graus de liberdade: $\nu_1 \in (1, 2, \dots)$; e $\nu_2 \in (1, 2, \dots)$
- Range $(0, \infty)$
- Média $\frac{\nu_2}{\nu_2}$, para $\nu_2 > 2$
- Variância $\frac{2\nu_2^2(\nu_1 + \nu_2 - 2)}{\nu_1(\nu_2 - 2)^2(\nu_2 - 4)}$, para $\nu_2 > 4$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \left(\frac{\alpha}{b-a}\right) \left(\frac{x-a}{b-a}\right)^{\alpha-1} & \text{se } a < x < b \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros limite inferior: $a \in (-\infty, \infty)$
Limite superior: b , tal que $b > a$
forma: $\alpha > 0$
- Range (a, b)
- Média $\frac{a+b\alpha}{\alpha+1}$
- Variância $\frac{(b-a)^2\alpha}{(\alpha+1)^2(\alpha+2)}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{(x-\gamma)^{\alpha-1}}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} e^{-\frac{(x-\gamma)}{\beta}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \alpha$
- Variância $\alpha\beta^2$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

As seguintes equações devem ser satisfeitas: $\ln \hat{\beta} + \Psi(\alpha) = \frac{\sum_{i=1}^n \ln X_i}{n}$ e $\hat{\alpha} \hat{\beta} = \bar{X}(n)$, as quais podem ser resolvidas numericamente. Em que $\Psi(x) = \frac{d}{dx} \ln \Gamma(x)$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \left[\frac{\alpha}{2\pi(x-\gamma)^3} \right]^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{\alpha(x-\gamma-\beta)^2}{2\beta^2(x-\gamma)}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \beta$
- Variância $\frac{\beta^3}{\alpha}$

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} p(1-p)^x & \text{se } x \in \{0,1, \dots\} \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetro $p \in (0,1)$
- Range $\{0,1, \dots\}$
- Média $\frac{1-p}{p}$
- Variância $\frac{1-p}{p^2}$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

$$\hat{p} = \frac{1}{\bar{X}(n) + 1}$$

Observação: a distribuição Geométrica é um caso especial da distribuição Binomial Negativa, quando o número de sucessos (s) é igual a 1.

- Função probabilidade de massa $p(x) = \frac{\binom{s}{x} \binom{N-s}{n-x}}{\binom{N}{n}}$
- Parâmetros $N \in \{1,2, \dots\}$, $n \in \{1,2, \dots, N\}$ e $s \in \{1,2, \dots, N\}$
- Range $\max(0, n - N + s) \leq x \leq \min(s, n)$
- Média $\frac{ns}{N}$
- Variância $\frac{(ns/N)(1-s/N)(N-n)}{N-1}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{\alpha_2(b-a)}{(x-a)(b-x)\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}[\alpha_1 + \alpha_2 \ln(\frac{x-a}{b-x})]^2} & \text{se } a < x < b \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - limite inferior: $a \in (-\infty, +\infty)$
 - limite superior: $b > a$
 - forma: $\alpha_1 \in (-\infty, \infty)$ e $\alpha_2 > 0$
- Range (a, b)
- Média e Variância os momentos existem, mas, segundo Law(2007), são solucionados por meio computacional

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{\alpha_2}{\sqrt{2\pi\sqrt{(x-\gamma)^2 + \beta^2}}} e^{-\frac{1}{2}[\alpha_1 + \alpha_2 \ln(\frac{x-\gamma}{\beta}) + \sqrt{(\frac{x-\gamma}{\beta})^2 + 1}]^2}$
- Parâmetros
 - limite inferior: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha_1 \in (-\infty, \infty)$ e $\alpha_2 > 0$
- Range $(-\infty, \infty)$
- Média $\gamma - \beta e^{\frac{1}{2\alpha_2^2}} \sinh\left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2}\right)$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{1}{2\beta} e^{-\frac{|x-\gamma|}{\beta}}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média γ
- Variância $2\beta^2$

Estimador de máxima verossimilhança (EVANS, HASTINGS e PEACOCK, 2000):

O estimador $\hat{\gamma}$ é obtido por $\bar{X}(n)$ e $\beta = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - \hat{\gamma}|}{n}$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{e^{-\frac{x-\gamma}{\beta}}}{\beta \left[1 + e^{-\frac{x-\gamma}{\beta}} \right]^2}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média γ
- Variância $\frac{\beta^2 \pi^2}{3}$

Estimador de máxima verossimilhança (EVANS, HASTINGS e PEACOCK, 2000):

As seguintes equações devem ser satisfeitas: $\sum_{i=1}^n \left(1 + e^{\frac{x_i - \hat{\gamma}}{\beta}} \right) = \frac{n}{2}$ e $\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \hat{\gamma}}{\beta} \right) \frac{1 - e^{\left(\frac{x_i - \hat{\gamma}}{\beta}\right)}}{1 + e^{\left(\frac{x_i - \hat{\gamma}}{\beta}\right)}} = n$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{\alpha}{2\beta} \left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^{\alpha-1} & \text{se } \beta > x > \gamma \\ \frac{\alpha}{2\beta} \left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^{-\alpha-1} & \text{se } x \geq \beta \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\beta\alpha^2}{\alpha^2-1}$, para $\alpha > 1$
- Variância $\frac{\beta^2\alpha^2(2\alpha^2+1)}{(\alpha^2-1)^2(\alpha^2-4)}$, para $\alpha > 2$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{\alpha \left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^{\alpha-1}}{\beta \left[1 + \left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^\alpha\right]^2} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \beta\theta \operatorname{cosec}(\theta)$, para $\alpha > 1$ e $\theta = \frac{\pi}{\alpha}$
- Variância $\beta^2\theta\{2\operatorname{cosec}\}$, para $\alpha > 2$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

Fazendo-se $Y_i = \ln(X_i)$, as seguintes equações devem ser resolvidas para \hat{a} e \hat{b} :

$$\sum_{i=1}^n \left(1 + e^{\frac{Y_i - \hat{a}}{\hat{b}}}\right)^{-1} = \frac{n}{2} \text{ e } \sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i - \hat{a}}{\hat{b}}\right) \frac{1 - e^{\left(\frac{Y_i - \hat{a}}{\hat{b}}\right)}}{1 + e^{\left(\frac{Y_i - \hat{a}}{\hat{b}}\right)}} = n \text{ e obter os parâmetros por } \hat{\alpha} = 1/\hat{a} \text{ e } \hat{\beta} = e^{\hat{b}}.$$

Lognormal – LN(γ, β, α)

– Contínua

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{(x-\gamma)\sqrt{2\pi\alpha^2}} e^{-\frac{[\ln(x-\gamma)-\beta]^2}{2\alpha^2}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
 - escala: $e^\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + e^{\left(\beta + \frac{\alpha^2}{2}\right)}$
- Variância $e^{(2\beta + \alpha^2)}(e^{\alpha^2} - 1)$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

As seguintes equações podem ser utilizadas: $\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n \ln X_i}{n}$ e $\hat{\alpha} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\ln X_i - \hat{\beta})^2}{n} \right]^{\frac{1}{2}}$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\beta^2}} e^{-\frac{(x-\gamma)^2}{2\beta^2}}$
- Parâmetros
localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
escala: $\beta > 0$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média γ
- Variância β^2

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{\beta}{\gamma} \left(\frac{\gamma}{x}\right)^{\beta+1} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
localização: $\gamma > 0$
escala: $\beta > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\frac{\beta\gamma}{\beta-1}$, para $\beta > 1$
- Variância $\frac{\beta\gamma^2}{(\beta-1)^3(\beta-2)}$, para $\beta > 2$

Estimador de máxima verossimilhança (EVANS, HASTINGS e PEACOCK, 2000):

A localização pode ser estimada pela relação $\hat{\gamma} = \min X_i$ e escala por $\frac{1}{\hat{\beta}} = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n \log\left(\frac{X_i}{\hat{\gamma}}\right)$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{(x-\gamma)^{-(\alpha+1)}}{\beta^{-\alpha}\Gamma(\alpha)} e^{-\frac{\beta}{x-\gamma}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma > 0$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\beta}{\alpha-1}$, para $\alpha > 1$
- Variância $\frac{\beta^2}{(\alpha-1)^2(\alpha-2)}$, para $\alpha > 2$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

$X \sim \text{PT5}(\alpha, \beta)$ se e somente se $Y = 1/X \sim \text{Gamma}(\alpha, 1/\beta)$. Logo, para um conjunto de dados $1/X_1, 1/X_2, \dots, 1/X_n \sim \text{Gamma}(\alpha_G, \beta_G)$, calculam-se os estimadores $\hat{\alpha}_G$ e $\hat{\beta}_G$ e obtêm-se os estimadores: $\hat{\alpha} = \hat{\alpha}_G$ e $\hat{\beta} = 1/\hat{\beta}_G$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{[(x-\gamma)/\beta]^{\alpha_1-1}}{\beta B(\alpha_1, \alpha_2) \{1+[(x-\gamma)/\beta]\}^{\alpha_1+\alpha_2}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 localização: $\gamma \in (-\infty, \infty)$
 escala: $\beta > 0$
 forma: $\alpha_1 > 0$ e $\alpha_2 > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\beta \alpha_1}{\alpha_2 - 1}$, para $\alpha_2 > 1$
- Variância $\frac{\beta^2 \alpha_1 (\alpha_1 + \alpha_2 - 1)}{(\alpha_2 - 1)^2 (\alpha_2 - 2)}$, para $\alpha_2 > 2$

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} & \text{se } x \in \{0, 1, \dots\} \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetro $\lambda > 0$
- Range $\{0, 1, \dots\}$
- Média λ
- Variância λ

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{e^{-\frac{|x-\gamma|^{2/\alpha}}{2\beta}}}{2(2\beta)^{\alpha/2}\Gamma(1+\frac{\alpha}{2})}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- Range $(-\infty, \infty)$
- Média γ
- Variância $\frac{2^\alpha \beta^2 \Gamma(\frac{3\alpha}{2})}{\Gamma(\frac{\alpha}{2})}$

Observações:

- 1) Esta distribuição também é conhecida como distribuição Normal Generalizada.
- 2) Os parâmetros α e β são estimados com o procedimento descrito para a distribuição Gamma.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{(x-\gamma)^{(\nu-2)/2}}{2^{\nu/2}\Gamma(\nu/2)} e^{-(x-\gamma)/2} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
 - graus de liberdade: $\nu > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \nu$
- Variância 2ν

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \left[\frac{\alpha}{2\pi(x-\gamma)}\right]^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{\alpha[1-\beta(x-\gamma)]^2}{2\beta^2(x-\gamma)}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, \infty)$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\alpha+\beta}{\alpha\beta}$
- Variância $\frac{\alpha+2\beta}{\alpha^2\beta}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{2(x-\gamma)}{\beta^2} e^{-\left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, \infty)$
 - escala: $\beta > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\beta\sqrt{\pi}}{2}$
- Variância $\frac{\beta^2(4-\pi)}{4}$

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} \frac{\theta \alpha^x}{x} & \text{se } x \in \{1, 2, \dots\}, \text{ em que} \\ & \theta = -1/\log(1 - \alpha) \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetro $\alpha \in (0, 1)$
- *Range* $\{1, 2, \dots\}$
- Média $\frac{\theta \alpha}{1 - \alpha}$
- Variância $\frac{\theta \alpha (1 - \theta \alpha)}{(1 - \alpha)^2}$

Estimador de máxima verossimilhança (EVANS, HASTINGS e PEACOCK, 2000):

O estimador $\hat{\alpha}$ deve satisfazer a seguinte condição: $X(n) = \frac{\hat{\alpha}}{-(1 - \hat{\alpha}) \log(1 - \hat{\alpha})}$.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \frac{\Gamma(\frac{\nu+1}{2})}{\sqrt{\pi\nu} \Gamma(\frac{\nu}{2}) \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{\frac{\nu+1}{2}}}$
- Parâmetro grau de liberdade: $\nu \in \{1, 2, \dots\}$
- *Range* $(-\infty, \infty)$
- Média 0, para $\nu > 1$
- Variância $\frac{\nu}{\nu-2}$, para $\nu > 2$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{2(x-a)}{(b-a)(m-a)} & \text{se } a < x \leq m \\ \frac{2(b-x)}{(b-a)(b-m)} & \text{se } m < x < b \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $a \in (-\infty, \infty)$
 - escala: $(b - a) \in (-\infty, \infty)$
 - forma: $m \in (-\infty, \infty)$
 - $a < m < b$
- Range (a, b)
- Média $\frac{a+b+m}{3}$
- Variância $\frac{a^2+b^2+m^2-ab-am-bm}{18}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)} & \text{se } a < x < b \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $a \in (-\infty, \infty)$
 - escala: $(b - a) \in (-\infty, \infty)$
- Range (a, b) e $a < b$
- Média $\frac{a+b}{2}$
- Variância $\frac{(b-a)^2}{12}$

- Função probabilidade de massa $p(x) = \begin{cases} \frac{1}{j-i+1} & \text{se } x \in \{i, i+1, \dots, j\} \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros i e j inteiros, com $i \leq j$
localização: 1
escala: $(j - i)$
- *Range* $[0, i + 1, \dots, j]$
- Média $\frac{i+j}{2}$
- Variância $\frac{(j-i+1)^2-1}{12}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \left[\frac{\alpha}{2\pi(x-\gamma)^3} \right]^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{\alpha(x-\gamma-1)^2}{2(x-\gamma)}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros localização: $\gamma \in (-\infty, \infty)$
forma: $\alpha > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + 1$
- Variância $\frac{1}{\alpha}$

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \alpha \beta^{-\alpha} (x - \gamma)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^\alpha} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, \infty)$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- Range (γ, ∞)
- Média $\gamma + \frac{\beta}{\alpha} \Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)$
- Variância $\frac{\beta^2}{\alpha} \left\{ 2\Gamma\left(\frac{2}{\alpha}\right) - \frac{1}{\alpha} \left[\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right) \right]^2 \right\}$

Estimador de máxima verossimilhança (LAW, 2007):

As seguintes equações devem ser satisfeitas para $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$:

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i^{\hat{\alpha}} \ln X_i}{\sum_{i=1}^n X_i^{\hat{\alpha}}} - \frac{1}{\hat{\alpha}} = \frac{\sum_{i=1}^n \ln X_i}{n} \quad \text{e} \quad \hat{\beta} = \left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i^{\hat{\alpha}}}{n} \right)^{\frac{1}{\hat{\alpha}}}, \quad \text{sendo que } \hat{\alpha} \text{ pode ser estimado por aproximação}$$

numérica.

- Função densidade de probabilidade $f(x) = \begin{cases} \alpha \beta^\alpha (x - \gamma)^{-\alpha-1} e^{-\left(\frac{x-\gamma}{\beta}\right)^{-\alpha}} & \text{se } x > \gamma \\ 0 & \text{de outro modo} \end{cases}$
- Parâmetros
 - localização: $\gamma \in (-\infty, +\infty)$
 - escala: $\beta > 0$
 - forma: $\alpha > 0$
- *Range* (γ, ∞)
- Média $\gamma + \beta \Gamma\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right)$, para $\alpha > 1$
- Variância $\beta^2 \left\{ \Gamma\left(1 - \frac{2}{\alpha}\right) - \left[\Gamma\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right) \right]^2 \right\}$, para $\alpha > 2$

Observações: Os estimadores para $\hat{\alpha}$ e $\hat{\beta}$ são obtidos segundo a mesma abordagem descrita para a distribuição de Weibull.

ANEXO B – Exemplos de programas MatLab® para Simulação de Monte Carlo e geração de números aleatórios.

Convolução com dados não agrupados

```
% Limpa ambiente de trabalho
clear all;

% Define tamanho-base para convolução
tam= 100000;           % Gera 100.000 cenários anuais
conv= zeros(1,tam);   % pré-allocando uma matriz

% Define horizonte temporal para a convolução
ano= 252; % assume o ano tendo 252 dias úteis

for cenarios=1:1:tam           % loop principal para gerar cenários

    % Gera um número “ano” de variáveis aleatórias discretas
    % Para a distribuição geométrica FalhasExeuçãoSemRestricao (FEDSR) p=0,00690
    FEDSR= geornd(0.00690,[1 ano]);

    % Prepara vetores e matrizes para o início da convolução
    guarda = zeros(1,500); % zerando o vetor que guarda resultados provisórios da
                           % convolução e pré-allocando
    conv_dia = zeros(1,ano); % zerando o vetor que mantém os resultados finais
                           % da convolução diária e prealocando

    % inicia a convolução gerando vários valores randômicos de severidade
    % a partir dos valores randômicos de frequência
    for i=1:1:ano % varre toda a matriz de valores discretos
        limite= FEDSR(i); % prepara um limite para controlar a geração de
                           % severidade, dependendo do nro aleatório discreto
```

```

if limite == 0      % se o valor é igual a zero, guarda um valor zero no resultado
    conv_dia(i) = 0./1. ;
else
    for j=1:1:limite    % se o valor é diferente de zero, "n" severidades aleatórias
        % para JohnsonSB a=0,00939 b= 3.355.400,00 alfa1=3,22376 e alfa2=0,22178
        guarda(j)= jsbaleat(0.00939,3355400.,3.22376,0.22178)/1. ; % acumula severidades
    end
    conv_dia(i)= sum(guarda); % soma severidades aleatórias (dia) e guarda como resultado
    clear guarda;          % limpa matriz temporária
end % fim do "IF"
end % fim do loop interno
conv(cenarios)= sum(conv_dia); % guarda o cenário gerado em uma matriz
end % fim do loop principal

```

% Guarda os resultados da simulação em arquivos

```

id=fopen('fedsr.data','a'); % abre um arquivo ou cria um arquivo para escrita se ele não
                            % tiver sido criado - função append, ou seja escreve ao final

fprintf(id,' %f',conv);     % imprime o resultado no arquivo - note o espaço em branco
                            % antes do "%f", é para criar um espaçamento entre os valores!

id1=fopen('fedsr_estat.data','a'); % idem para o arquivo das estatísticas obtidas
fprintf(id1,' %f',max(conv)); % obtém e escreve o máximo
fprintf(id1,' %f',min(conv)); % obtém e escreve o mínimo
fprintf(id1,' %f',median(conv)); % obtém e escreve a mediana
fprintf(id1,' %f',mean(conv)); % obtém e escreve a média
fprintf(id1,' %f',prctile(conv,99.9)); % obtém e escreve o 99.9º percentil

```

Convolução com dados agrupados

```
% Limpa ambiente de trabalho
clear all;

% Define tamanho-base para convolução
tam= 100000;           % Gera 100.000 cenários anuais
conv= zeros(1,tam);   % pré-allocando uma matriz

% Define horizonte temporal para a convolução
ano= 12; % assume o ano tendo 12 meses – simulações mensais

for cenarios=1:1:tam           % loop principal para gerar cenários
    % Gera um número “ano” de variáveis aleatórias discretas
    % Para a distribuição binomial FalhasExecuçãoMensaisSR(FEMSR) p=0,90870 n=23

    FEMSR= binornd(23,0.90870,[1 ano]);

    % Prepara vetores e matrizes para o início da convolução
    guarda = zeros(1,1000); % zerando o vetor que guarda resultados provisórios da
                            % convolução e pré-allocando
    conv_dia = zeros(1,ano); % zerando o vetor que mantém os resultados finais
                            % da convolução diária e prealocando

    % inicia a convolução gerando vários valores randômicos de severidade
    % a partir dos valores randômicos de frequência
    for i=1:1:ano % varre toda a matriz de valores discretos
        limite= FEMSR(i); % prepara um limite para controlar a geração de
                          % severidade, dependendo do nro aleatório discreto

        if limite == 0 % se o valor é igual a zero, guarda um valor zero no resultado
            conv_dia(i) = 0./1. ;
        else
```

```

for j=1:1:limite    % se o valor é diferente de zero, "n" severidades aleatórias
    % Para Person tipo VI localização=0 escala(b)= 183.943,96450
    % forma1(alfa1)=2,48018 forma2(alfa2)=3,32441
    guarda(j)= pearson6aleat(183943.96450,1.48018,3.32441)/1. ; % acumula severidades
end
conv_dia(i)= sum(guarda); % soma severidades aleatórias (dia) e guarda como resultado
clear guarda;          % limpa matriz temporária
end % fim do "IF"
end % fim do loop interno
conv(cenarios)= sum(conv_dia); % guarda o cenário gerado em uma matriz
end % fim do loop principal

% Guarda os resultados da simulação em arquivos

id=fopen('femsr.data','a'); % abre um arquivo ou cria um arquivo para escrita se ele não
                           % tiver sido criado - função append, ou seja escreve ao final

fprintf(id,' %f',conv);    % imprime o resultado no arquivo - note o espaço em branco
                           % antes do "%f", é para criar um espaçamento entre os valores!

id1=fopen('femsr_estat.data','a'); % idem para o arquivo das estatísticas obtidas
fprintf(id1,' %f',max(conv));    % obtém e escreve o máximo
fprintf(id1,' %f',min(conv));    % obtém e escreve o mínimo
fprintf(id1,' %f',median(conv)); % obtém e escreve a mediana
fprintf(id1,' %f',mean(conv));   % obtém e escreve a média
fprintf(id1,' %f',prctile(conv,99.9)); % obtém e escreve o 99.9º percentil

```

Função de geração de números aleatórios Johnson SB

```
function[aleat]= jsbaleat(a,b,alfa1,alfa2);
% Esta função retorna um número randômico Johnson SB
% "a" é o ponto inferior, "b" é o ponto superior, alfa1 e alfa2 são parâmetros de forma
% duas condições devem ser cumpridas: b>a e alfa2>0

if b <= a % testa primeira condição
    disp('valor de a deve ser menor que b')
    return
end

if alfa2 <= 0. % testa segunda condição
    disp('valor de alfa2 deve ser maior que zero')
    return
end

% Segundo Law, pág. 456-457
y= exp((randn-alfa1)/alfa2);
aleat=(a+b*y)/(y+1);
```

Função de geração de números aleatórios Log-Logística

```
function[aleat]= loglogaleat(b,alfa)
% Esta função retorna um número randômico tipo Log-logística
% "b" é escala, alfa é o parâmetro de forma
% duas condições devem ser cumpridas: b>0 e alfa>0

if b <= 0. % testa primeira condição
    disp('valor de beta deve ser maior que zero')
    return
end

if alfa <= 0. % testa segunda condição
```

```

    disp('valor de alfa deve ser maior que zero')
    return
end

```

```

% Segundo Law, pág. 456

```

```

aleat= b*((rand(1)/(1-rand(1)))^(1./alfa));

```

_____ Função de geração de números aleatórios Pearson TIPO VI _____

```

function[aleat]= pearson6aleat(b,alfa1,alfa2);
% Esta função retorna um número randômico Pearson Tipo VI
% "b" é escala, alfa1 e alfa2 são parâmetros de forma
% três condições devem ser cumpridas: b>0, alfa1>0 e alfa2>0
if b <= 0. % testa primeira condição
    disp('valor de beta deve ser maior que zero')
    return
end

if alfa1 <= 0. % testa segunda condição
    disp('valor de alfa1 deve ser maior que zero')
    return
end

if alfa2 <= 0. % testa terceira condição
    disp('valor de alfa2 deve ser maior que zero')
    return
end

% utilizando Law, pág. 456

y1=gamrnd(alfa1,b);

```

```
y2=gamrnd(alfa2,1);  
aleat=y1/y2;
```

_____ Função de geração de números aleatórios Beta _____

```
function[aleat]= betaaleat(a,b,alfa1,alfa2);  
% Esta função retorna um número randômico Beta  
% "a" é o ponto inferior, "b" é o ponto superior, alfa1 e alfa2 são parâmetros de forma  
% três condições devem ser cumpridas: b>a, alfa1>0 e alfa2>0  
  
if b <= a % testa primeira condição  
    disp('valor de a deve ser menor que b')  
    return  
end  
  
if alfa1 <= 0. % testa segunda condição  
    disp('valor de alfa1 deve ser maior que zero')  
    return  
end  
  
if alfa2 <= 0. % testa terceira condição  
    disp('valor de alfa2 deve ser maior que zero')  
    return  
end  
  
% utilizando Law, pág. 455  
x= gamrnd(alfa1,1)/(gamrnd(alfa1,1)+gamrnd(alfa2,1));  
aleat= a+(b-a)*x;
```

_____ Função de geração de números aleatórios Gaussiana Inversa _____

```
function[aleat]= gaussinvaleat(beta, alfa);
% Esta função retorna um número randômico segundo Gaussiana Inversa
% beta é a média e alfa é a forma
% duas condições devem ser cumpridas: beta>0. e alfa>0.

if beta <= 0, % testa primeira condição
    disp('valor de escala deve ser maior que zero');
    return
end

if alfa <= 0. % testa segunda condição
    disp('valor da forma deve ser maior que zero');
    return
end

% utilizando James E. Gentle, Pág. 193, cap 5 – 5.2.12
y=(randn(1))^2. ;
x1=beta+((beta^2.*y)/(2.*alfa))-((beta/(2.*alfa))*((4.*beta*alfa*y+(beta^2.*y^2.))^(0.5))) ;
u=rand(1) ;

if u<= (beta/(beta+x1))
    aleat= x1/1. ;
else
    aleat= (beta^2./x1)/1. ;
end
```