

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

ALEX AALTONEN

QUANTIFICAÇÃO DE RISCO OPERACIONAL

SÃO PAULO
2012

ALEX AALTONEN

QUANTIFICAÇÃO DE RISCO OPERACIONAL

Tese apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Doutor em Administração de Empresas.

Campo de conhecimento:
Mercados Financeiros e Finanças Corporativas

Orientador: Prof. Dr. Abraham Laredo Sicsú

SÃO PAULO
2012

Aaltonen, Alex.

Quantificação de risco operacional / Alex Aaltonen. - 2012.
162 f.

Orientador: Abraham Laredo Sicsú

Tese (doutorado) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo.

1. Administração financeira. 2. Risco (Economia). 3. Administração de
risco. 4. Capital (Economia). 5. Bancos - Finanças. I. Sicsú, Abraham Laredo.
II. Tese (doutorado) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo.
III. Título.

336.71

ALEX AALTONEN

QUANTIFICAÇÃO DE RISCO OPERACIONAL

Tese apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Doutor em Administração de Empresas.

Campo de conhecimento:
Mercados Financeiros e Finanças Corporativas

Data de aprovação:

17 de outubro de 2012.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Abraham Laredo Sicsú (Orientador)
FGV-EAESP

Prof. Dr. André Samartini
FGV-EAESP

Prof. Dr. Felipe Zambaldi
FGV-EAESP

Prof. Dr. Ricardo Ratner Rochman
FGV-EESP

Prof. Dr. Samy Dana
FGV-EESP

DEDICATÓRIA

Para Elaine Marta Pereira Bennington. Sem ela eu não terminaria esse trabalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao orientador acadêmico Professor Abraham Laredo Sicsú pelo empenho e enorme respeito à minha pesquisa. Foi um extenso aprendizado desenvolver a pesquisa com ele.

Muito obrigado ao orientador técnico Reinaldo Busch Alves Carneiro, do Banco Central do Brasil, pela atenção com o que eu escrevi, com a obtenção dos dados e com a minha saúde.

Agradeço aos professores da banca de defesa Ricardo Rochman, Samy Dana, André Samartini e Felipe Zambaldi por todo o empenho, com o orientador, em avaliar criticamente e sugerir melhorias à pesquisa e ao texto.

Obrigado aos professores da Fundação Getúlio Vargas e da London Business School, especialmente a José Evaristo dos Santos, Hsia Hua Sheng, Julian Franks e Kiriakos Vlahos. Seu aconselhamento e indicações foram muito importantes.

Agradeço aos colegas do Banco Central do Brasil Clayton Peixoto Goulart, José Carlos Ferreira Fernandes, Mário Mello Mattos, Marcelo Colli Inglez, Alexandre Kasuma Matsuo e Marcos Flávio Moraes de Cabral Júnior pelo apoio, disposição e paciência em ler, assistir e sugerir correções e melhorias ao que eu produzi.

Obrigado aos colegas de Fundação Getúlio Vargas, especialmente à Eliane Barbosa da Conceição, Míriam Rodrigues, Wálter Gonçalves Júnior, Júlio Tsukazan, Fernanda Vieira Fernandes Ribeiro e Sabrina Patrocínio Ozawa Gioielli pelo apoio e acompanhamento no aprendizado que culminou com esse trabalho.

Agradeço à minha família, especialmente à Eliane Palissy Aaltonen, Timo Tapani Aaltonen, Laila Palissy Aaltonen Pereira, André Aaltonen, Cecília Geller, Renato Gama Rosa, Laís Gama Rosa, Dora Alves Guimarães Aaltonen, Hendina Cereja Palissy, Eghüs de Barros Palissy, Aili Lempi Aaltonen e Martti Engelbrekt Aaltonen pelo entusiasmo e todo o suporte à minha carreira acadêmica.

Obrigado aos amigos Alexandre de Oliveira e Aguiar e Sérgio Goldbaum por me mostrarem o caminho das pedras do doutorado e pelo incentivo à publicação da pesquisa.

Disclaimer: As visões expressas neste texto são de responsabilidade do autor e não necessariamente representam as opiniões do Banco Central do Brasil ou de seus membros.

RESUMO

Risco operacional precisa ser mensurado pois afeta o valor e a sobrevivência das empresas. Ocupa o foco de pesquisadores, profissionais do sistema financeiro, reguladores e supervisores bancários, no esforço de controlar esse risco. Pesquisamos quatro formas de utilizar a abordagem de distribuição de perdas para a quantificação do risco operacional. Utilizamos um conjunto de dois anos de perdas operacionais de um banco brasileiro de grande porte para fazermos a aplicação e o teste dessa abordagem em quatro variantes. A variante que utiliza exclusivamente distribuições empíricas foi a mais adequada para medir o risco operacional e calcular o capital econômico a partir dos dados disponíveis. Na variante que quantifica o risco operacional ajustando distribuições teóricas às perdas, mostramos que as curvas de Johnson são especialmente flexíveis e de pronta implementação. Também, ajustamos as curvas de Johnson à distribuição de perdas operacionais e à distribuição amostral dos valores de capital econômico. Conhecer a distribuição do capital permite que tenhamos ideia da precisão com que estimamos o capital econômico e abre o caminho para futuros estudos teóricos da distribuição do Var operacional. Encontramos a distribuição dos valores de capital econômico ao invés de calcularmos um valor único de capital. Comparamos dois métodos, utilizados para estabelecer distribuições de valores de capital. Ao conduzirmos a pesquisa, notamos ser possível justificarmos pontos de verificação da auditoria interna sobre a base de dados, a modelagem e a gestão de risco operacional. Com a pesquisa produzimos sugestões para a supervisão e regulação dos bancos.

Palavras-chave: Risco Operacional; Abordagem de Distribuição de Perdas; Medida de Kullback-Leibler; Distribuições Empíricas; Distribuição do Capital.

ABSTRACT

Measuring operational risk is necessary as it affects the value and survival of companies. A central focus of researchers, professionals in the financial sector, regulators, and bank supervisors involves controlling this risk. For this study, we explored four applications of the loss distribution approach for quantifying operational risk. A set of operating losses spanning two years at a major Brazilian bank was used for the purpose of applying and testing this approach based on the four methods. The empirical distribution method was found to be the most appropriate for measuring operational risk and calculating economic capital from the available data. The operational risk quantification method based on fitting theoretical distributions to losses revealed that the Johnson curves are particularly flexible and readily implemented. Further, the Johnson curves were fitted to the distribution of operational losses and to the empirical distribution of the economic capital amounts. Knowing the capital distribution provides us with a notion of the economic capital calculation accuracy and prepares the way for future theoretical studies on operational VaR. Rather than calculating a single capital amount, we determined the distribution of economic capital amounts. We compared two methods, used to establish capital amount distributions for the bank. Our study demonstrated the possibility of justifying verification points in internal audit procedures on the basis of operational risk data, modeling, and management. Based on these findings, we concluded by setting out recommendations for bank supervision and regulation.

Keywords: Operational Risk; Loss Distribution Approach; Information Value; Empirical Distributions; Capital Distribution.

SIGLAS

AD: Teste de Significância Estatística de Anderson e Darling (1952).

AIC: *Akaike Information Criterion* ou Critério de Informação de Akaike (1974).

AMA: *Advanced Measurement Approach* ou Abordagem de Mensuração Avançada conforme BIS (2006) e Circular BCB 3383 de 2008.

ASA: *Alternative Standard Approach* ou Abordagem Padronizada Alternativa, a alocação de capital regulatório para risco operacional que apresenta complexidade intermediária entre BIA e AMA, conforme BIS (2006) e Circular BCB 3383 de 2008.

BCB: Banco Central do Brasil.

BHC: *Bank Holding Companies*, base de dados sobre conglomerados bancários norte-americanos do Federal Reserve Bank of Chicago.

BIC: *Bayesian Information Criterion, Schwarz Criterion* ou Critério de Informação Bayesiano de Schwarz (1978).

BIA: *Basic Indicator Approach* ou Abordagem do Indicador Básico, a alocação mais simples de capital regulatório para risco operacional, conforme BIS (2006) e Circular BCB 3383 de 2008.

BIS: *Bank of International Settlements* ou Banco de Compensações Internacionais.

CDF: *Cumulative Distribution Function, Distribution Function*, Função de Distribuição Acumulada ou Função de Distribuição; nomes aplicáveis a distribuições discretas e contínuas.

CE: Capital Econômico.

CMN: Conselho Monetário Nacional.

COSIF: Plano contábil das instituições financeiras brasileiras, regulamentado pelo CMN.

COSO: *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission* ou Comitê de Organizações Patrocinadoras da Comissão de Treadway.

CRSP: *Center for Research in Securities Prices*, uma base de dados com preços de títulos e ações.

DIC: *Deviance Information Criterion* ou Critério de Informação sobre Desvios proposto por Spiegelhalter et al. (2002).

EL: *Expected Loss* ou Perda Operacional Esperada.

EPn: Evento de perda operacional número n, em que o sufixo n é um tipo de perda operacional dentre os oito tipos na classificação da Resolução CMN 3380 de 2006.

ERM: *Enterprise Risk Management* ou Gerenciamento de Riscos Corporativos – Estrutura Integrada, proposto em COSO (2004).

ES: *Expected Shortfall, Tail VaR, Conditional VaR, CVar, Mean Excess* ou Média dos Excessos em Relação ao VaR, conceito consolidado em Acerbi e Tasche (2002).

EVT: *Extreme Value Theory* ou Teoria de Valores Extremos.

FRED: *Federal Reserve Economic Data*, séries temporais de dados econômicos do Federal Reserve Bank of St. Louis.

GARP: *Global Association of Risk Professionals*, uma das promotoras de provas de certificação de proficiência para profissionais em gestão de risco.

GEV: *Generalized Extreme Value Distribution* ou Distribuição de Valores Extremos Generalizada.

IBGE: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística.

IPCA: Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo do IBGE.

KL: *Kullback-Leibler Divergence, Information Statistic, Information Value* ou Medida de Informação de Kullback e Leibler (1951).

KS: Teste de Significância Estatística de Kolmogorov e Smirnov, conceito consolidado por Massey (1951).

LDA: *Loss Distribution Approach*, Abordagem de Distribuição de Perdas ou Modelo Atuarial.

LDCE: *Loss Data Collection Exercise* ou Exercício de Coleta de Dados de Perdas Operacionais, realizado pelo BIS em 2003 e 2008.

LexisNexis: Base de dados que inclui comunicações de empresas no seu relacionamento com investidores.

ND: Não definido.

NRC: *National Response Center*, uma base de dados de derramamentos de produtos químicos nos Estados Unidos.

ORX: *Operational Riskdata eXchange Association* ou Bolsa Internacional de Troca de Dados de Perdas Operacionais.

PDF: *Probability Density Function* ou Função Densidade de Probabilidade; nome aplicável apenas a distribuições contínuas.

PF: *Probability Mass Function, Probability Function* ou Função de Probabilidade; nome aplicável apenas a distribuições discretas.

QIS2: *2nd. Quantitative Impact Study* ou 2.º Estudo de Impacto Quantitativo do BIS, que coletou e analisou dados de perdas operacionais de 69 bancos internacionais em 2002.

RMF\$: Reais Multiplicados por um Fator, unidade monetária adotada no texto para manter a confidencialidade dos dados internos de perdas operacionais da instituição financeira.

RO: Risco Operacional.

UL: *Unexpected Loss*, Perda Operacional Não Esperada ou Perda Operacional Severa.

VaR: *Value-at-Risk* ou Valor-em-Risco.

LISTA DE SÍMBOLOS

a: parâmetro de localização da Curva de Johnson *Bounded* e da Distribuição Beta. É o valor mínimo dessas distribuições.

A: ponto que separa as perdas esperadas das perdas não esperadas.

b: é o valor máximo da Curva de Johnson *Bounded* e da Distribuição Beta.

b - a: parâmetro de escala da Curva de Johnson *Bounded*.

$\sqrt{b_1}$: assimetria da amostra.

b_2 : curtose da amostra.

B: ponto que separa o corpo da cauda da distribuição conjunta de perdas operacionais. É também chamado de *threshold*.

c: variável intermediária para estimação dos parâmetros da GEV.

C: ponto de censura dos dados, ou seja, acima do qual as observações são desconsideradas.

D: VaR Operacional. Ponto que separa as perdas não esperadas das perdas extremas.

E(x): expectativa de x.

f(x): ver PF e PDF nas SIGLAS.

F(x): ver CDF nas SIGLAS.

H: estimador de Hill (1975) para o parâmetro de forma ξ da GEV.

j: são os diferentes valores inteiros assumidos entre 1 e k.

k: número de observações da cauda.

l: parâmetro de localização da Distribuição Lognormal de 3 parâmetros.

m: mediana.

m_i : proporção de observações no percentil i ($i=1, \dots, k$) da distribuição teórica.

M: contagem gerada aleatoriamente.

n: número de observações da amostra.

N: certa quantidade de dinheiro.

p: parâmetro probabilidade da Distribuição Binomial Negativa e da Distribuição Geométrica.

q: quantil ou percentil.

r: um dos parâmetros da Binomial Negativa.

r_i : proporção de observações no percentil i ($i=1, \dots, k$) da distribuição amostral.

R: número aleatório da distribuição uniforme entre 0 e 1.

S: desvio-padrão da amostra.

S^2 : variância da amostra.

S_B : *Bounded System* ou Sistema com Fronteiras Inferior e Superior, a Curva de Johnson *Bounded* (JOHNSON, 1949, 1965 e 1974).

S_U : *Unbounded System* ou Sistema sem Fronteira Superior, a Curva de Johnson *Unbounded* (JOHNSON, 1949, 1965 e 1974).

t : fator de multiplicação de uma carteira de ativos.

T : ponto em que se trunca os dados, ou seja, abaixo do qual as observações são desconsideradas.

\bar{x} : média da amostra.

y : limite inferior da distribuição uniforme discreta.

w : limite superior da distribuição uniforme discreta.

z_α : α -ésimo percentil da distribuição normal padrão.

α : nível de significância.

α_1 : primeiro parâmetro de forma das curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded*, da Distribuição Beta e da Distribuição de Pearson Tipo VI.

α_2 : segundo parâmetro de forma das curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded*, da Distribuição Beta e da Distribuição de Pearson Tipo VI.

β : parâmetro de escala para curva de Johnson *Unbounded*, GEV e Distribuição de Pearson Tipo VI.

β_1 : assimetria.

$\sqrt{\beta_2}$: curtose.

γ : parâmetro de localização da Curva de Johnson *Unbounded* e da Distribuição de Pearson Tipo VI.

$\Gamma(x)$: Função Gama.

λ : parâmetro da Poisson.

μ : parâmetro de localização para a GEV, parâmetro de escala da Distribuição Lognormal de 3 parâmetros e *threshold* entre corpo e cauda da distribuição.

μ_x : média.

μ_k : k-ésimo momento central, $\mu_k = E[(X - \mu)^k]$.

μ_k' : k-ésimo momento bruto (*raw moment*), $\mu_k' = E[X^k]$.

ξ : parâmetro de forma para a GEV, também conhecido como *extreme value index*.

ξ^{-1} : *tail index* ou índice da cauda.

$\rho(x)$: medida coerente de risco.

σ : desvio-padrão e parâmetro de forma de Distribuição Lognormal de 3 parâmetros.

σ^2 : variância.

$\hat{\sigma}$: desvio-padrão da amostra.

$\Phi(x)$: função de distribuição normal padrão.

ω : variável de apoio de cálculo.

Ω : variável de apoio de cálculo.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 4.1 - Distribuição Agregada de Perdas Operacionais com Formato do Corpo e da Cauda.	66
Gráfico 4.2 – Exemplo de <i>Hill Plot</i> .	68
Gráficos 6.1 a 6.4 – Distribuições de perdas mensais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4	96
Gráficos 6.5 a 6.8 – Distribuições de perdas anuais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4	97
Gráfico 6.9 – Distribuição de perdas anuais do banco.	99
Gráfico 6.10 – Ajuste da Curva de Johnson <i>Unbounded</i> à distribuição de perdas anuais do banco.	100
Gráfico 6.11 – Distribuição dos VaRs operacionais anuais do banco.	101
Gráfico 6.12 - Ajuste da Curva de Johnson <i>Unbounded</i> à distribuição de VaRs do banco.	102
Gráfico 6.13 – Comparação das distribuições dos VaRs operacionais anuais do banco obtidos diretamente pelo percentil da distribuição de perdas anuais do banco (em preto) e, após ajuste da Johnson, pelo percentil via curva de Gauss (em cinza)	103
Gráfico A.1 - Função de Distribuição Binomial Negativa para $r=2$ e $p=0,25$.	126
Gráfico A.2 - Função de Distribuição Binomial Negativa para $r=2$ e $p=0,5$.	126
Gráfico A.3 - Função de Distribuição Binomial Negativa para $r=5$ e $p=0,5$.	127
Gráfico A.4 - Função de Probabilidade Binomial Negativa.	128
Gráfico B.1 - Função Densidade de Probabilidade de Johnson S_B .	130
Gráfico B.2 - Função de Distribuição de Johnson S_B .	131
Gráfico B.3 - Função Densidade de Probabilidade de Johnson S_U .	133
Gráfico B.4 - Função de Distribuição da Johnson S_U .	134
Gráfico B.5 - Função Densidade de Probabilidade GEV (Frechet).	137
Gráfico B.6 - Função de Distribuição GEV (Frechet).	138
Gráfico E.1 – “Diagrama de barras” da contagem do Evento de Perda	148

3, no corpo.

Gráfico E.2 – Comparação da contagem do Evento de Perda 3 com a Distribuição Binomial Negativa, no corpo.	149
Gráfico E.3 – Histograma da severidade do Evento de Perda 3, no corpo.	150
Gráfico E.4 – Comparação da severidade do Evento de Perda 3 com a Curva de Johnson <i>Bounded</i> , no corpo.	151
Gráfico E.5 – “Diagrama de barras” da contagem do Evento de Perda 3, na cauda.	152
Gráfico E.6 – Comparação da contagem do Evento de Perda 3 com a distribuição binomial negativa, na cauda.	154
Gráfico E.7 – Histograma da severidade do Evento de Perda 3, na cauda.	155
Gráfico E.8 – Comparação da severidade do Evento de Perda 3 com a Curva de Johnson <i>Unbounded</i> , na cauda.	156
Gráfico F.1 – Distribuição Agregada de Perdas Operacionais com Identificação das Perdas Esperadas e Perdas Não Esperadas.	158

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Linha do Tempo Regulatória.	29
Figura 2.1 – Esquema Temporal de um Estudo de Evento.	45
Figura 2.2 – Linha do Tempo das Contribuições de Pesquisa para Modelagem de Risco Operacional.	46
Figura 4.1 – Quatro Variantes para Quantificação do Risco Operacional por <i>Loss Distribution Approach</i> .	69
Figura 4.2 – Variante A do <i>Loss Distribution Approach</i> que utiliza apenas distribuições empíricas.	71
Figura 4.3 – Variante B do <i>Loss Distribution Approach</i> que busca ajuste de distribuições teóricas.	73
Figura 4.4 – Variante C do <i>Loss Distribution Approach</i> que busca ajuste de distribuições teóricas no corpo e na cauda.	76
Figura 4.5 – Variante D do <i>Loss Distribution Approach</i> que utiliza apenas distribuições empíricas no corpo e na cauda.	82
Figura 4.6 - Cálculo do capital econômico anual por evento e do banco.	86

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Perdas Operacionais Significativas no Sistema Financeiro.	37
Tabela 6.1 - Perdas operacionais em 2006 e 2007.	95
Tabela 6.2 – Distribuições de perdas mensais por evento	96
Tabela 6.3 – Distribuições de perdas anuais por evento	97
Tabela 6.4 – Distribuições de perdas anuais do banco	98
Tabela 6.5 – Capital econômico do banco obtido pelo VaR operacional	99
Tabela 6.6 – Distribuição dos VaRs operacionais anuais do banco	101
Tabela 6.7 – Análise comparativa das distribuições dos VaRs anuais do banco obtidos diretamente pelo percentil e, após ajuste da Johnson, pelo percentil via curva de Gauss	103
Tabela 6.8 - Teste Komogorov-Smirnov de ajuste de uma distribuição dos VaRs do banco à outra distribuição dos VaRs do banco	104
Tabela D.1 - <i>Thresholds</i> entre corpo e cauda das distribuições de perda.	143
Tabela D.2 - Ajustes para Corpo e Cauda com <i>Threshold</i> pelo <i>Hill Plot</i> .	144
Tabela E.1 – Eventos de Perda 3.	146
Tabela E.2 – Contagem mensal do Evento de Perda 3 no corpo.	147
Tabela E.3 – Medida de Kullback-Leibler para contagem do corpo do Evento de Perda 3 com verificação da Distribuição Binomial Negativa.	149
Tabela E.4 – Contagem mensal do Evento de Perda 3 na cauda.	152
Tabela E.5 – Medida de Kullback-Leibler para contagem da cauda do Evento de Perda 3 com verificação da Distribuição Binomial Negativa.	153

LISTA DE QUADROS

Quadro 2.1 - Estudos empíricos sobre quantificação de risco operacional.	48
Quadro 2.2 - <i>Softwares</i> , Testes, Contagens, Tratamentos da Perda Esperada e <i>Thresholds</i> dos Estudos Empíricos.	51
Quadro 4.1 - Distribuições teóricas discretas testadas para ajuste à contagem das perdas operacionais.	72
Quadro 4.2 - Distribuições teóricas contínuas testadas para ajuste à severidade das perdas operacionais.	74

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	28
1.1	Conceito e “linha do tempo”	
1.2	Objetivos da tese	
1.3	Quantificação de todas as perdas operacionais	
1.4	<i>Loss Distribution Approach</i>	
1.5	Estrutura do Texto	
2	LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO	36
2.1	Sobre grandes perdas operacionais, Acordo de Capitais Basileia II e Acordo de Capitais Basileia III	
2.2	Divisão de tarefas na quantificação e gestão de risco operacional	
2.2.1	Ambiente Interno	
2.2.2	Fixação de Objetivos	
2.2.3	Identificação de Eventos de Perda	
2.2.4	Avaliação de Riscos	
2.2.5	Resposta aos Riscos	
2.2.6	Atividades de Controle	
2.2.7	Informação e Comunicação	
2.2.8	Monitoramento	
2.3	Distribuições teóricas discretas e contínuas	
2.4	Quantificação do risco operacional	
2.5	Distribuições amostrais (ou empíricas)	
2.6	Inter-relação ou independência entre as perdas operacionais?	
2.7	Valor-em-Risco e cálculo do capital	
3	ESTRUTURA DA ANÁLISE DE DADOS	57
3.1	Aspectos Estatísticos	
3.2	Aspectos Organizacionais	
3.2.1	Adequação da documentação dos sistemas e processos de gerenciamento de risco.	
3.2.2	Organização da unidade de controle de riscos.	
3.2.3	Integração da mensuração de risco operacional na gestão cotidiana de riscos, no que se chama “teste de uso”.	

- 3.2.4 Processo de aprovação interna dos modelos de mensuração de risco operacional.
- 3.2.5 Validação de quaisquer mudanças significativas no processo de mensuração de risco operacional.
- 3.2.6 Escopo dos riscos operacionais capturados nos modelos de mensuração.
- 3.2.7 Integridade do sistema de informações gerenciais.
- 3.2.8 Verificação da consistência, relevância e confiabilidade das fontes de dados utilizadas para embasar modelos internos.

4 AS DIVERSAS ABORDAGENS PARA CALCULAR A DISTRIBUIÇÃO DE PERDAS 63

- 4.1 Aplicação do *Loss Distribution Approach*
- 4.2 Uso de distribuições amostrais (ou empíricas)
- 4.3 Corpo e Cauda da Distribuição de Perdas
 - 4.3.1 Métodos puramente analíticos
 - 4.3.2 Combinação de métodos puramente analíticos com métodos visuais
- 4.4 Procedimentos para gerar distribuições de perdas mensais
 - 4.4.1. Variante A. Contagem de distribuição empírica e severidade de distribuição empírica
 - 4.4.2. Variante B. Ajuste de distribuição teórica à contagem e a ajuste de distribuição teórica à severidade
 - 4.4.3. Variante C. Contagem com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda; severidade com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda
 - 4.4.4. Variante D. Contagem corpo/cauda de distribuições empíricas e severidade corpo/cauda de distribuições empíricas
- 4.5. Procedimentos para gerar as distribuições de perdas anuais por evento de perda e do banco

5 METODOLOGIA DE CÁLCULO DO CAPITAL ECONÔMICO PELO VAR OPERACIONAL 88

- 5.1. Ajuste de distribuição teórica à distribuição de perdas anuais
- 5.2. Cálculo do VaR a partir da distribuição teórica
 - 5.2.1. Descrição e vantagem das curvas de Johnson
 - 5.2.2. VaR pela tabela da curva de Gauss
- 5.3. Cálculo do VaR anual por evento e VaR anual do banco
- 5.4. A distribuição empírica dos VaRs do banco

5.5.	Ajuste de uma distribuição teórica a distribuição empírica dos VaRs do banco	
6	RESULTADOS	92
6.1	Análise dos dados	
6.2.	Resultados sobre os quatro tipos de perda operacional disponíveis.	
6.2.1.	Estatísticas dos eventos de perda.	
6.2.2.	Obtenção de distribuições de perdas mensais por evento.	
6.2.3.	Obtenção de distribuições de perdas anuais por evento e VaR por evento.	
6.3.	Obtenção de distribuição de perdas anuais do banco e VaR do banco.	
6.4.	Aplicação do ajuste de uma distribuição teórica à distribuição de perdas anuais do banco.	
6.5.	Obtenção da distribuição empírica dos VaRs do banco.	
6.6.	Aplicação do ajuste de uma distribuição teórica à distribuição empírica dos VaRs do banco.	
6.7	Uma análise comparativa	
6.8	<i>Softwares</i> utilizados na pesquisa	
7	CONCLUSÃO	105
7.1	Contribuições da pesquisa	
7.2	Sugestões para a fiscalização de bancos	
7.3	Possíveis limitações da pesquisa	
7.4	Sugestões de pesquisa em temas pouco explorados	
	REFERÊNCIAS	111
	APÊNDICE A – Distribuição Binomial Negativa	125
	APÊNDICE B – Distribuições de Severidade	130
B.1	Curva de Johnson <i>Bounded</i> - S_B	
B.2	Curva de Johnson <i>Unbounded</i> - S_U	
B.3	Distribuição de Valores Extremos Generalizada (GEV)	
	APÊNDICE C – Medida e Testes de Ajuste	140
C.1	Medida de Informação de Kullback-Leibler	
C.2	Teste Anderson-Darling	
C.3	Teste Kolmogorov-Smirnov	
	APÊNDICE D – Resultados do Ajuste de Distribuições Teóricas à Contagem e à Severidade, no Corpo e na Cauda da Distribuição de Perdas	143
	APÊNDICE E – Exemplo de Aplicação da Variante C do Loss	146

***Distribution Approach* para se calcular a distribuição de perdas**

APÊNDICE F – VaR Operacional

158

- F.1 Definição de VaR Operacional
- F.2 Cálculo do VaR Operacional Anual de Um Evento de Perda
- F.3 Cálculo do VaR Operacional Anual do Banco
- F.4 Independência entre meses e entre eventos de perda
- F.5 Comparação entre VaR e *Expected Shortfall*
- F.6 Debate sobre a Perda Esperada e Respectiva Provisão

1 INTRODUÇÃO

1.1 Conceito e “linha do tempo”

Uma perda operacional significativa pode reduzir o valor de um banco em mais do que o próprio valor da perda, conforme constataram Cummings, Lewis e Wei (2006). Pode mesmo obstruir a continuidade dessa empresa. Medir risco operacional colabora na gestão desse risco já que esclarece quais problemas merecem prioridade de solução.

Adotamos a seguinte definição para risco operacional neste texto: “a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos.” É a definição da Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) n.o 3380, de 2006, que está em linha com a definição do Acordo de Capitais Basileia II (BANK OF INTERNATIONAL SETTLEMENTS (BIS), 2006).

A evolução do ambiente regulatório requisitando capital para risco operacional pode ser acompanhada pela linha do tempo da **Figura 1.1**. O período de 1988 a 2003 foi dominado pelo Acordo de Capitais Basileia I, que inicialmente requereu capital para risco de crédito e, pelo adendo de 1996, passou a requerer capital para risco de mercado. O período de 2004 até 2010 foi dominado pela implantação do Acordo de Capitais Basileia II, que sofisticou os modelos de capital para risco de crédito e inaugurou a alocação de capital regulatório para risco operacional. O período de 2011 até os dias de hoje tem sido marcado pelo Acordo de Capitais Basileia III, divulgado em resposta à crise do *subprime* de 2007 e 2008, que uniformizou os instrumentos de capital semelhantes às ações ordinárias e identificados como capital nível 1.

Outro tipo de leitura que se pode fazer da linha do tempo da **Figura 1.1** é por meio das influências de duas das orientações do *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission* (COSO): o documento de 1992 e o documento de 2004. COSO é um comitê não governamental norte-americano, formado por gerentes financeiros, contadores e auditores, que organiza orientações às empresas sobre controles internos e gestão de riscos. O documento do COSO publicado em

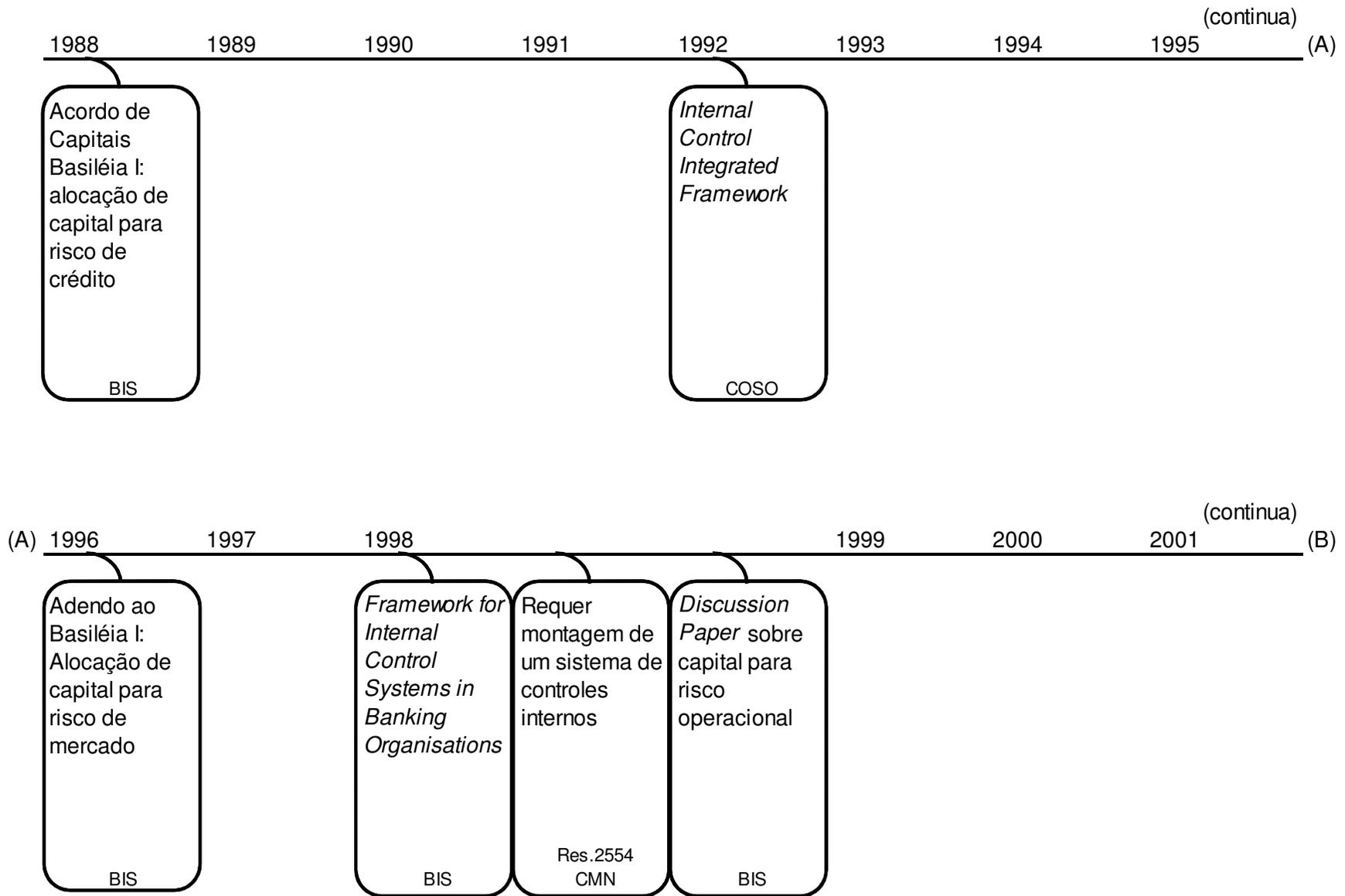


Figura 1.1 - Linha do Tempo Regulatória.

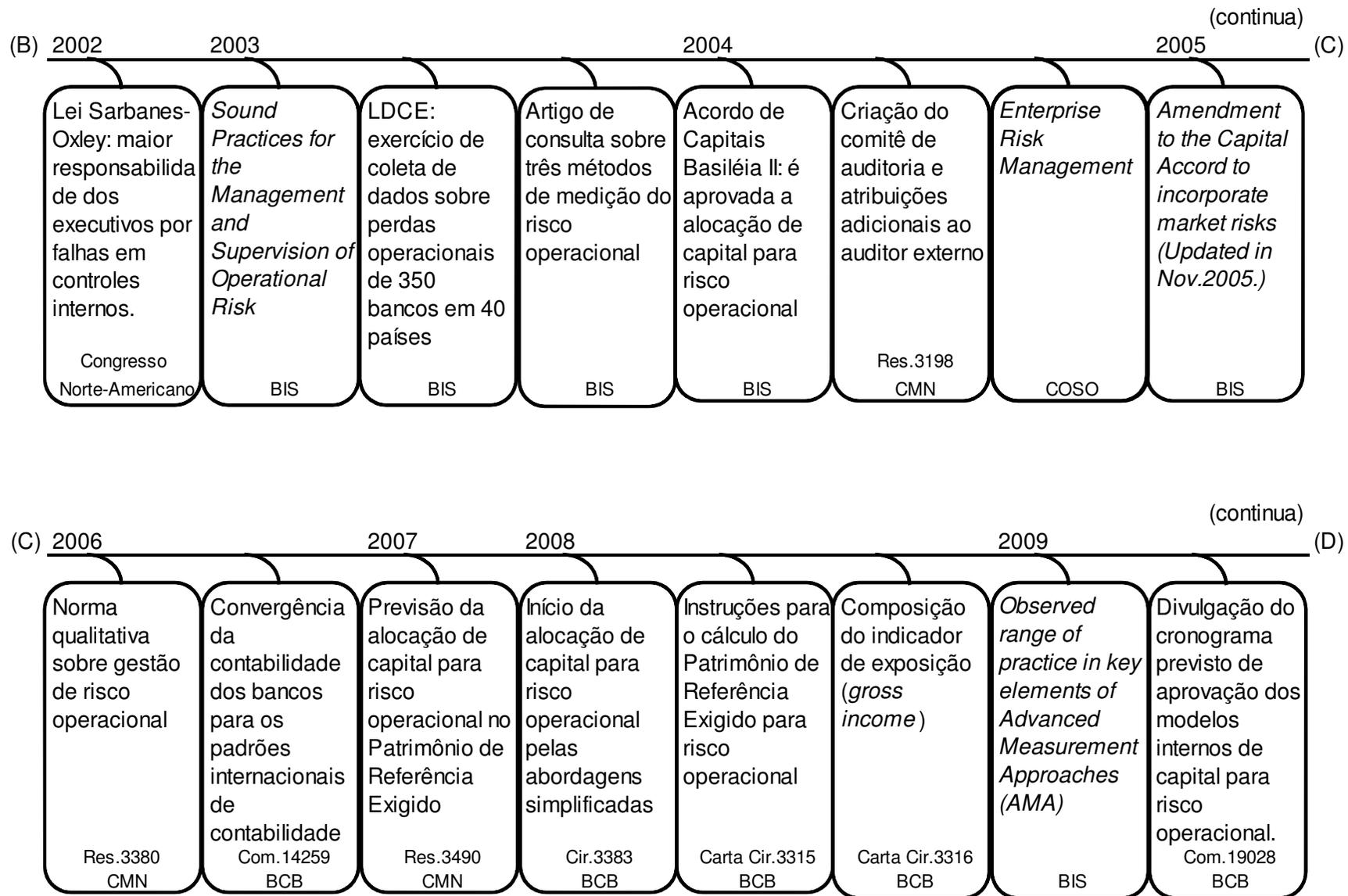


Figura 1.1 - Linha do Tempo Regulatória.

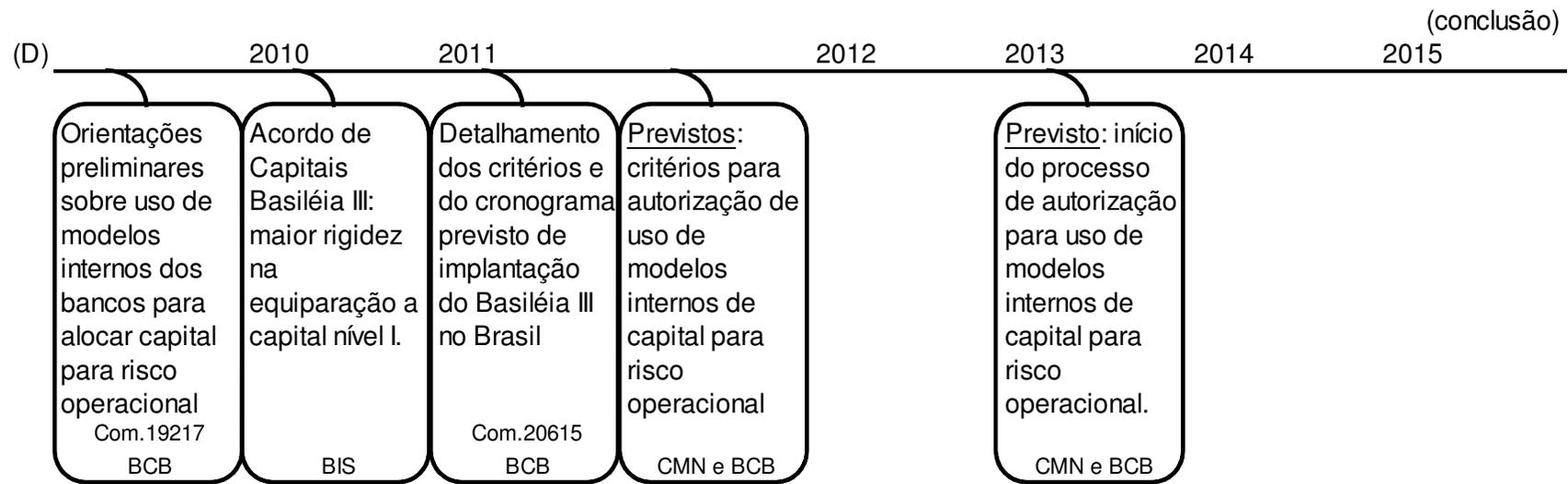


Figura 1.1 - Linha do Tempo Regulatória.

1992, sobre um sistema de controles internos consistente (COSO, 1992), influenciou o documento do BIS de 1998, a Resolução CMN 2554 do mesmo ano e a Lei Sarbanes-Oxley de 2002. Já o documento do COSO de 2004, denominado *Enterprise Risk Management* (COSO, 2007), para uma estrutura integrada de gerenciamento de riscos, foi parcialmente incorporado tanto pelo documento *Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk* (BIS, 2003a) quanto pela Resolução CMN 3380 de 2006 (BRASIL, 2006b).

Há vários tipos de perda operacional. A classificação adotada no presente texto para esses vários tipos acompanha a indicação da Resolução CMN 3380 de 2006 e do Acordo de Capitais Basileia II:

I - fraudes internas;

II - fraudes externas;

III - demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho;

IV - práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços;

V - danos a ativos físicos próprios ou em uso pela instituição;

VI - aqueles que acarretem a interrupção das atividades da instituição;

VII - falhas em sistemas de tecnologia da informação;

VIII - falhas na execução, cumprimento de prazos e gerenciamento das atividades na instituição.

Há ainda subgrupos desses oito tipos de perda que podem ser muito úteis quando se quer modelar o comportamento dessas perdas. O Acordo de Capitais Basileia II traz subgrupos no seu Anexo 9 (BIS, 2006, p. 305). Os bancos privados por vezes adotam subgrupos com classificação interna não necessariamente alinhados aos subgrupos do Acordo de Capitais Basileia II (BIS, 2006).

Desde a publicação desse acordo, tornou-se necessário que as instituições financeiras de presença global meçam e aloquem capital para o risco operacional incorrido. Isso tem se tornado compulsório internacionalmente, já que as orientações do Comitê da Basileia têm sido incorporadas na legislação dos países pelas respectivas autoridades monetárias. No Brasil, já se aloca capital regulatório para risco operacional desde 2007 (BRASIL, 2007b), mas por modelos simplificados, em que a *Proxy* para medir risco operacional é um percentual de 12% a 18% do nível do

indicador de exposição da instituição financeira (*gross income*). Esse indicador de exposição é formado pelo *spread* entre captação e aplicação mais a receita de prestação de serviços.

O programa atual de implantação da alocação de capital para risco operacional, baseada nos modelos estatísticos internos dos bancos, vai de 2011 até 2013. Isso está previsto no Comunicado do Banco Central do Brasil (BCB) n.o 19028 de 2009 e pode ser verificado nos anos 2011 a 2013 da **Figura 1.1**.

1.2 Objetivos da tese

Os objetivos do presente texto são contribuir para o conhecimento de mensuração e gestão de risco operacional nos seguintes pontos:

1. Ajustar as curvas de Johnson *Bounded* S_B e *Unbounded* S_U às distribuições de perdas.

Examinaremos o uso de determinadas distribuição teóricas, as curvas de Johnson (1949, 1965 e 1974) *Bounded* e *Unbounded*, na modelagem de risco operacional. Não localizamos estudos em que essas duas curvas já tenham sido utilizadas explicitamente para o cálculo de capital econômico para risco operacional. Vamos testar se há ajuste de distribuições teóricas à severidade das perdas operacionais, se há ajuste de distribuições teóricas à distribuição empírica de perdas anuais do banco e se há ajuste de distribuições teóricas à distribuição dos VaRs do banco.

2. Sintetizar e comparar quatro variantes do *Loss Distribution Approach* para o cálculo da distribuição de perdas mensais por evento de perda, aplicando-as aos dados disponíveis.
3. Estabelecer uma distribuição de valores para o capital econômico calculado, ao invés da adoção de um único valor. Comparar as distribuições de capital calculadas por dois métodos.

Quando se desenvolve um modelo para cálculo do capital econômico, usualmente se busca chegar a um valor específico. Entretanto, por meio de uma sequência de simulações é possível obter uma distribuição de valores para o capital, com média, variância e ajuste de uma distribuição teórica. Não

localizamos na literatura esse tipo de proposta, que pode proporcionar mais um instrumento ao gestor de risco operacional para a previsão do capital econômico.

4. Justificar as preocupações de a auditoria interna verificar as bases de dados de perdas operacionais, os modelos internos de quantificação de risco operacional e a gestão do risco operacional.

O Acordo de Capitais Basileia II (BIS; 2006) e o documento de divulgação da pesquisa sobre as práticas dos bancos quanto aos modelos internos de mensuração dos riscos operacionais (BIS; 2009) atribuem considerável importância à auditoria interna na verificação da base de dados e dos modelos de quantificação de risco operacional. No entanto, não localizamos estudos abrangentes sobre os motivos que justifiquem essas preocupações. Explicitar esses motivos pode incentivar uma alocação mais balanceada de recursos orçamentários entre área de risco e auditoria interna, contemplando a necessária divisão de tarefas.

5. Sugerir pontos de atenção na fiscalização dos bancos no processo de aprovação de uso de seus modelos internos para o cálculo do capital regulatório para risco operacional.

Percorreremos as várias fases de quantificação de risco operacional, partindo de dados reais. Isso permitirá o levantamento de pontos de atenção que previnam a redução indevida do capital regulatório calculado. Do contrário seria permitida uma alavancagem excessiva das instituições financeiras, aumentando o risco sistêmico.

1.3 Quantificação de todas as perdas operacionais

Na distribuição de todas as perdas operacionais, há perdas menores e de maior incidência e perdas maiores de menor incidência. Há autores que defendem ser suficiente quantificar o risco operacional apenas pelas perdas maiores. É a posição de Böcker e Klüppelberg (2005) e Silva (2006). Porém, o capital econômico é calculado pelo VaR na maioria dos estudos empíricos examinados, ou seja, é obtido por um percentil da distribuição de perdas. Por esse motivo é preciso conhecer toda a distribuição de perdas para se obter o desejado percentil corretamente.

Perda esperada é a média das perdas. Discute-se na literatura a inclusão ou não da perda esperada no cálculo do capital econômico para risco operacional. Poucos autores, como Frachot, Moudoulaud e Roncalli (2003) e Meel et al. (2007), expõem as duas possibilidades de cálculo de capital para risco operacional, ou seja: capital igual a Valor-em-Risco Operacional (VaR Operacional) e capital igual a VaR Operacional menos perda esperada. Pretendemos ressaltar a importância de ajustar modelos para toda a distribuição de perdas operacionais, assim como ampliar a discussão da inclusão ou não da perda esperada no cálculo do capital econômico para risco operacional.

1.4 *Loss Distribution Approach*

A metodologia a ser empregada para tratar os dados e se chegar a um modelo para quantificar risco operacional será a da abordagem de distribuição de perdas, também denominada *Loss Distribution Approach* (definiremos adiante) ou modelo atuarial, conforme descrita por Klugman, Panjer e Willmot (2004). No Capítulo 4 sintetizaremos e compararemos quatro variantes do *Loss Distribution Approach* a fim de apontarmos qual é a mais apropriada para ser aplicada aos dados de perda disponíveis para quantificar o risco operacional.

1.5 Estrutura do Texto

O texto tem a estrutura seguinte. O Capítulo 2 faz um levantamento bibliográfico sobre quantificação e gerenciamento de risco operacional. O Capítulo 3 aborda a obtenção e o tratamento inicial dos dados de perdas operacionais e justifica as preocupações de a auditoria interna verificar as bases de dados de perdas operacionais, os modelos internos de quantificação de risco operacional e a gestão desse risco. O Capítulo 4 exhibe as diversas abordagens para calcular a distribuição de perdas. O Capítulo 5 trata da metodologia para cálculo e distribuição do valor-em-risco operacional. O Capítulo 6 traz a análise dos dados e os resultados, incluindo a distribuição de valores do capital. O Capítulo 7 traz as contribuições da pesquisa, sugestões à fiscalização dos bancos, possíveis limitações da pesquisa e aborda ideias de pesquisa futura. Seguem-se as referências bibliográficas e os apêndices.

2 LEVANTAMENTO BIBLIOGRÁFICO

Até o início da década de 1990, os estudos sobre quantificação de risco operacional ocorreram sob a ótica dos modelos atuariais das seguradoras, usados para o cálculo dos prêmios de contratos de seguros. Foi provavelmente a partir dos artigos de McNeil (1997, 1999) e Cruz, Coleman e Salkin (1998) que se começou a adaptação de modelos atuariais para a quantificação do risco operacional dos bancos.

Os primeiros livros com referência direta à quantificação de risco operacional dos bancos foram lançados no final da década de 1990 e início a década de 2000, tais como Marshall (2001). Um dos primeiros livros cobrindo vários dos assuntos mais relevantes para quantificação de risco operacional foi Cruz (2002). A seguir, a segunda edição de um texto sobre modelos atuariais denominado *Loss Models*, de Klugman, Panjer e Willmot (2004), foi adaptado por um de seus três autores para a modelagem de risco operacional (PANJER, 2006). Posteriormente, outro livro abrangente foi elaborado por Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007). A primeira autora defendeu tese de doutorado em quantificação de risco operacional em 2004, compondo parte da primeira geração de pesquisadores diretamente formados na área de quantificação de risco operacional.

2.1 Sobre grandes perdas operacionais, Acordo de Capitais Basiléia II e Acordo de Capitais Basiléia III

As perdas operacionais mais significativas da década de 1990 ampliaram o interesse por quantificação e gerenciamento de risco operacional. A década de 2000 mostrou também perdas operacionais significativas, conforme se vê na **Tabela 2.1**. Nessa tabela, procuramos incluir ao menos uma perda relevante para cada um dos sete tipos de perda classificados pelo Acordo de Capitais Basiléia II.

Algumas das perdas mais significativas dos anos 1990 e anos 2000 foram descritas em mais detalhes em relatórios de inspeção, auditoria e estudos de caso, tais como Sheaffer, Richardson e Rosenblatt (1998), descrevendo os problemas que levaram ao colapso do Banco Barings em 1995; Ludwig (2002) e Dunne e Helliar (2002), apontando os motivos das vultosas perdas operacionais no Banco

Tabela 2.1 - Perdas Operacionais Significativas no Sistema Financeiro.

CLASSIFICAÇÃO	ANO	INSTITUIÇÃO FINANCEIRA	VALOR (US\$ Milhões)	DESCRIÇÃO	FONTES
Fraude Interna	2008	Société Generale	6750	Manipulação dos registros de negociação de operações ocultaram perdas no mercado de futuros, que se acumularam.	Daneshkhu (2010)
Práticas Inadequadas de Negócios	2005	Refco Futures Broker	2430	US\$430MM de ocultação de dívida por meio de empresa de diretor e US\$2000MM em processos de bancos, auditores e advogados.	Grant (2007)
Fraude Interna	1995	Barings	1298	Manipulação dos registros de negociação de operações ocultaram perdas no mercado de derivativos, que se acumularam.	Peachey (2006)
Fraude Externa	1999	Republic New York	611	Fraude cometida por cliente de custódia.	Birchall (2004) CNNMoney (1999) Morgenson (1999)
Falhas em Sistemas	2004	Sumitomo Mitsui	350	Uso de "key-logger", programa capturador do que se digita, para acesso a senhas e desvio de recursos.	Peachey (2006)
Demandas Trabalhistas	2004	Merrill Lynch	250	Acordo extra-judicial por discriminação a mulheres no trabalho.	McGeehan (2004)
Danos a Ativos Físicos	2001	Bank of New York	140	Danos monetários pelo atentado de 11 de setembro.	Rosengren e Barriga (2005)
Falhas na Execução de Atividades	2004	Citigroup	Custo de Oportunidade	Proibição de operar "private banking" no Japão por falha em prevenir lavagem de dinheiro.	Hovanesian (2004) O'Brien e Thomas Jr. (2004)

Allied Irish Banks acumuladas até 2002; e Moodie (2008), descrevendo as razões para as perdas operacionais sem precedentes no Banco Societé Generale em 2008. Alguns textos passaram então a consolidar as maiores perdas operacionais já experimentadas no sistema financeiro internacional até então: Rosengren e Barriga (2005), Peachey (2006), Chernobai e Yildirim (2008) e Gillet, Hübner e Plunus (2010).

Do ponto de vista de regulação e supervisão bancárias, as orientações do Banco de Compensações Internacionais, o *BIS – Bank of International Settlements*, sobre alocação de capital para risco operacional, começaram a ser divulgadas bem antes da publicação do Acordo de Capitais Basileia II, em 2004 (BIS, 2006). Conforme pôde ser visto na **Figura 1.1**, o primeiro *working paper* do BIS sobre capital para risco operacional foi BIS (2001), disponibilizado para consulta pública e sugestões já em 1998. Conforme os bancos centrais e demais autoridades monetárias foram replicando o Acordo de Capitais Basileia II nas legislações bancárias de seus países, isso incentivou a que grandes bancos de presença global passassem a implantar suas estruturas de gerenciamento e mensuração de risco operacional, conforme descrevem Frachot, Moudoulaud e Roncalli (2003), J.P.Morgan Chase (2004) e Aue e Kalkbrener (2007).

Em 2010, face à crise financeira de 2007 e 2008, o BIS chegou a um consenso sobre um novo acordo de capitais que passou a se chamar Acordo de Capitais Basileia III (BIS, 2010). O Acordo de Capitais Basileia III não trouxe novas orientações quanto capital regulatório baseado nos modelos internos dos bancos para quantificação de risco operacional. Porém, propõe mudanças na contabilização de provisões para perdas esperadas e aponta para uma uniformização internacional dos instrumentos de capital que poderão ser equiparados a ações ordinárias, chamados de capital nível I.

No Brasil, as orientações do BIS quanto à alocação de capital para risco operacional passaram a ser informadas ao mercado por meio dos Comunicados BCB 12746, 16137, 19028 e 19217 (BRASIL, 2004, 2007, 2009a, 2009b) e regulamentadas por meio das Resoluções CMN 3380 e 3490 (BRASIL, 2006, 2007b). A **Figura 1.1** no capítulo anterior faz menção a esses normativos e resume o que estabeleceram.

2.2 Divisão de tarefas na quantificação e gestão de risco operacional

Há uma divisão de tarefas entre o gestor de risco operacional e o analista com experiência quantitativa. O primeiro toma medidas para que os dados coletados de perda sejam fidedignos e abrangentes. O segundo se ocupa do tratamento dos dados de perdas operacionais, com o objetivo de modelagem e cálculo do capital econômico. Na experiência do autor, não é incomum, quando se analisa o modelo interno de quantificação de risco de um banco, que os principais problemas estejam no sistema de gerenciamento de riscos e não na elaboração dos modelos estatísticos.

Uma forma funcional de se examinar o sistema de gerenciamento de risco operacional é sob a ótica dos oito elementos-chaves para o Gerenciamento de Riscos Corporativos - Estrutura Integrada ou *Enterprise Risk Management* (ERM), propostos pelo *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission* (COSO) em 2004 (COSO, 2007).

O COSO partiu da estrutura de controles internos que propôs em 1992 (COSO, 1992; BIS, 1998; BRASIL, 1998) para chegar ao ERM. O ERM tem semelhanças com dois documentos elaborados por profissionais de instituições financeiras privadas: o *Derivatives: Practice and Principles* do Grupo dos Trinta (GROUP OF THIRTY, 1993) e o *Management of Operational Risk in Foreign Exchange*, pesquisa coordenada pelo Federal Reserve (FED, 2004). Optamos pela estrutura de gestão de riscos do ERM por ser mais completa que as recomendações dos outros documentos.

Neste trabalho adaptamos o ERM para o gerenciamento de riscos operacionais, conforme descrito a seguir:

2.2.1. Ambiente Interno: é a criação e manutenção de uma cultura de controle de riscos operacionais incentivada pela alta administração, ou seja, pelo conselho de administração, presidente da empresa e diretores. A cultura de controles orienta as

políticas e práticas de negócios e de recursos humanos, e se reflete nas ações cotidianas da alta administração, inclusive na aprovação dos critérios para contratação, avaliação e remuneração variável dos empregados. Se a avaliação periódica de desempenho, que serve de base à remuneração variável, incorpora metas de melhoria de controle do risco operacional, proporciona um incentivo financeiro para o aprimoramento da gestão de risco operacional.

2.2.2. Fixação de Objetivos: é o estabelecimento de objetivos estratégicos do negócio, operacionais, de reporte de informações e de conformidade a regras internas e externas. As quatro categorias de objetivos acima implicam em riscos operacionais. Cada produto ou serviço financeiro novo que se oferece pode ter uma ou mais etapas de processo que falhem, um vendedor que cometa um erro de informação ao cliente, uma brecha que permita uma fraude, por exemplo. Portanto, quando a alta administração estabelece as quatro categorias de objetivos, ela deve conhecer os negócios para prever os riscos operacionais e aprovar alocação de recursos orçamentários para a mensuração e gerenciamento desses riscos.

2.2.3. Identificação de Eventos de Perda: é a identificação de riscos operacionais por meio de ferramentas qualitativas. Por exemplo, pode-se utilizar a auto-avaliação de riscos e controles, um instrumento que emprega questionários e reuniões para o levantamento de riscos potenciais no dia a dia das operações. Outro exemplo é a elaboração dos fluxos dos processos, que permitem identificar riscos operacionais etapa por etapa de cada processo. O gerente de risco operacional é o principal ator nesse elemento-chave do ERM, pois é o profissional que concebe essas ferramentas, as implanta, coleta e organiza os resultados. Uma vez identificados os riscos, dá-se a montagem de uma base de dados de eventos de perda operacional. Nesse ponto participam também os analistas com experiência quantitativa, na definição de campos de informação da base de dados, a fim de aplicar os métodos estatísticos de mensuração dos riscos. Outro ator importante nesse elemento-chave é o diretor jurídico, que tem de promover a adaptação dos sistemas de tecnologia de informação de sua área para detalhar boa parte dos dados sobre perdas trabalhistas, cíveis e fiscais, a fim de fornecê-las para a mensuração de risco operacional. Vale ressaltar que o risco operacional inclui o risco legal, este último "... associado à inadequação ou deficiência em contratos firmados pela instituição, bem

como a sanções em razão de descumprimento de dispositivos legais e a indenizações por danos a terceiros decorrentes das atividades desenvolvidas pela instituição” (BRASIL, 2006b).

2.2.4. Avaliação de Riscos: é a atividade de quantificação de risco operacional propriamente dita, por meio de modelos estatísticos tais como a abordagem de distribuição de perdas, os modelos Bayesianos, os estudos de eventos e as regressões múltiplas, explicados a seguir na **Seção 2.4**. Os analistas quantitativos devem não só montar os modelos como testá-los.

2.2.5. Resposta aos Riscos: para os riscos que mais afetem os objetivos da empresa, os gestores de risco operacional aplicarão controles, mudarão sistemas, contratarão seguros, alocarão capital ou elaborarão planos de contingência e continuidade de negócios, conforme a legislação, a disponibilidade e a relação custo-benefício de cada uma dessas alternativas. Se o custo superar o benefício, a empresa poderá optar pela suspensão do produto ou serviço financeiro para evitar o risco operacional correspondente.

2.2.6. Atividades de Controle: entre as atividades de controle estão conciliações entre o contábil e os dados operacionais, sinalizadores (*flags*) em sistemas e o conjunto de políticas e procedimentos da empresa. Nas empresas que estruturam uma área de agentes de *compliance*, esses profissionais podem elaborar projetos de melhoria de controles, além de promover a conformidade com regras internas e a legislação em vigor. Na especificação dos modelos de risco operacional, os analistas quantitativos podem ser apoiados pelos profissionais de *compliance* na elaboração de políticas e procedimentos internos. A segregação de funções faz parte das atividades de controle, conforme já alertavam COSO (1992), *Group of Thirty* (1993) e FED (2004).

2.2.7. Informação e Comunicação: Uma parte considerável dos controles internos dos bancos é implantada por alterações em sistemas de tecnologia de informação. Logo, alguns dos principais responsáveis por esse elemento do ERM são os gestores desses sistemas. Os riscos operacionais e sua mitigação precisam ser comunicados para que as respectivas ações sejam tomadas. Isso pode ser papel

dos gerentes de informações gerenciais da controladoria nas organizações que estruturam área de informações gerenciais. Outra forma de mitigação de riscos operacionais é o treinamento e desenvolvimento de funcionários, para que os mesmos evitem erros, previnam fraudes e melhorem processos.

2.2.8. Monitoramento: Como os negócios mudam e o ambiente econômico se altera ao longo do tempo, os riscos operacionais também podem se transformar a ponto de os controles e demais respostas aos riscos se tornarem insuficientes para mitigá-los. Para que a mitigação de risco operacional seja dinâmica, é necessário um monitoramento periódico, cujos agentes mais atuantes são os auditores internos e os auditores externos. O gerente de risco operacional também tem ação no monitoramento ao acompanhar os indicadores-chave de risco e os fatores de ambiente de controle. Exemplos de indicadores de risco estão na **Seção 2.4**. Exemplos de fatores de ambiente de controle são: nota da auditoria interna para a qualidade dos controles de cada área, nota da auto-avaliação de riscos e controles e nível de avanço dos planos de correção de processos e sistemas em comparação com o planejado (J.P.MORGAN CHASE, 2004).

Essa estrutura de gerenciamento de risco operacional de oito elementos-chaves é detalhada em Brasil (1998, 2004a, 2006b), Marshall (2001), Cruz (2002), BIS (2003a, 2006), McCormick (2006), COSO (1992, 2007) e Medeiros e Pinto (2009).

Substanciando o trabalho dos analistas quantitativos, há textos que abordam especificamente o tratamento estatístico dos dados, elencando distribuições teóricas de probabilidade para contagem e severidade (valor monetário da perda), testes de significância, medidas e critérios de qualidade de ajuste entre distribuições teóricas e dados históricos de perda operacional, aplicação de teoria de valores extremos, verificação de inter-relação entre eventos de perda, cálculo da distribuição agregada de perdas operacionais e cálculo do capital econômico para risco operacional. Entre os textos desse tipo estão Cruz (2002), Lewis (2004), Embrechts, McNeil e Frey (2005), Panjer (2006), Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) e Jobst (2007).

2.3 Distribuições teóricas discretas e contínuas

Para a quantificação de risco operacional pela abordagem de distribuição de perdas, convém por vezes ajustar distribuições teóricas discretas à contagem histórica das perdas e distribuições teóricas contínuas à severidade histórica das perdas (PANJER, 2006). Esses ajustes podem ser usados para simular a distribuição agregada de perdas operacionais que poderão ocorrer no futuro. Isso permite calcular o capital econômico para suportar esses riscos.

Sobre a caracterização e utilização de distribuições teóricas de probabilidade, há textos consolidadores que listam e especificam uma série de distribuições discretas e contínuas: Johnson e Kotz (1969, 1970), Benjamin e Cornell (1970), Bury (1999), Evans, Hastings e Peacock (2000), Balakrishnan e Nevzorov (2003) e Law (2007).

2.4 Quantificação do risco operacional

Encontramos na literatura quatro tipos de estudos para quantificação de risco operacional:

- os de abordagem de distribuição de perdas ou *loss distribution approach* (LDA),
- os de regressões múltiplas,
- os estudos de eventos e
- os que utilizam modelos Bayesianos.

Os estudos sobre abordagem de distribuição de perdas partem de uma base de perdas operacionais incorridas pela instituição financeira nos últimos anos. Dessa base faz-se a contagem periódica das perdas: por dia, por mês ou por ano. Vários autores procuram então ajustar uma distribuição teórica discreta a essa contagem. Examinam então a severidade dessas perdas. Procuram ajustar uma distribuição teórica contínua à severidade passada das perdas. Com a identificação dessas distribuições teóricas, pode-se quantificar risco operacional por meio da distribuição agregada de perdas, calculada por simulação de Monte Carlo. A base de perdas inicial também pode ser separada em duas e o ajuste a distribuições teóricas pode ser dispensado pelo uso de distribuições empíricas, conforme veremos nas quatro vertentes do LDA descritas adiante no **Capítulo 4** (As diversas abordagens para

calcular a distribuição de perdas). Um percentil da distribuição agregada de perdas é tomado como capital econômico, conforme veremos no **Capítulo 5** (Metodologia de cálculo do capital econômico pelo VaR operacional) e Apêndice E (VaR operacional).

Entre os estudos empíricos que utilizam LDA dessa forma estão: Cruz, Coleman e Salkin (1998); McNeil et al.(2002); Embrechts, Furrer e Kaufmann (2003); Moscadelli (2004); Chapelle et al. (2004); Embrechts, Kaufmann e Samorodnitsky (2004); Castro (2005); Rosengren, Fontnouvelle e Jordan (2005); Bee (2005); Freitas (2005); Carvalho (2006); Silva (2006); Dutta e Perry (2006); Rosengren et al. (2006); Embrechts e Puccetti (2006); Chernobai et al. (2006); Embrechts, Chavez-Demoulin e Neslehova (2006); Embrechts, Degen e Lambrigger (2007); Meel et al. (2007); Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008) e Chapelle et al. (2008).

Alguns dos artigos que propõem quantificação de risco operacional por regressão múltipla são: Castro (2005) e Allen e Bali (2007). Nesses modelos, a variável dependente é a perda operacional incorrida (em \$) e as variáveis independentes são possíveis fatores de risco operacional que podem levar a essas perdas. O número de transações processadas por dia, o número de funcionários ausentes no dia e o tempo que os sistemas ficaram fora do ar são exemplos de fatores de risco operacional citados em Cruz (2002).

Outros artigos propõem quantificação de risco operacional por estudos de eventos, conforme especificados por Campbell, Lo e McKinlay (1997). Para o uso desses modelos, é necessário que as instituições financeiras estudadas sejam listadas em bolsas de valores. Também é necessária uma base de dados de eventos de perdas operacionais dessas empresas listadas. Para cada evento de perda, estabelece-se um período anterior, denominado janela de estimação, e um período próximo ao evento, denominado janela de evento. Veja a **Figura 2.1**:

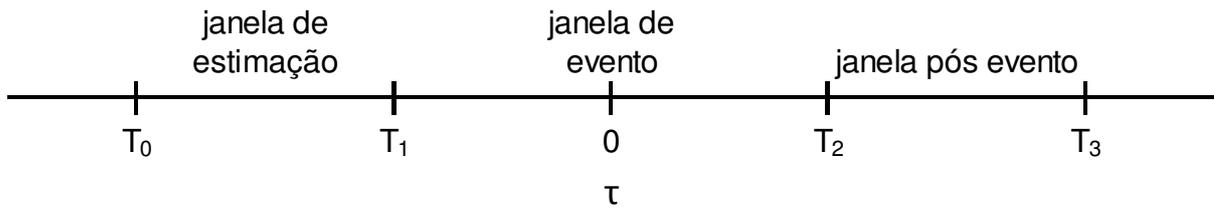


Figura 2.1 – Esquema Temporal de um Estudo de Evento.

Fonte: Campbell, Lo e Mackinley (1997).

Com o apoio de um modelo de mercado, mede-se a flutuação esperada de certa ação utilizando-se a janela de estimação, a fim de se descontar durante a janela de evento a flutuação dessa ação devida ao mercado. Se não houver eventos relevantes simultâneos ao evento de risco operacional, a flutuação de preços que extrapolar a flutuação do mercado durante a janela de evento pode ser uma medida de risco operacional. Entre os trabalhos que exploram esse tipo de modelo estão Cummins, Lewis e Wei (2006) e Gillet, Hübner e Plunus (2010).

Os modelos Bayesianos são baseados em uma série de probabilidades condicionais, que ligam fatores de risco aos riscos operacionais. Entre os trabalhos que propõem modelos Bayesianos para quantificação de risco operacional estão Bilotta e Giudici (2004), Carvalho (2006) e Cowell, Verrall e Yoon (2007). As bases teóricas para esse tipo de modelagem podem ser encontradas em Cruz (2002), Alexander (2003) e Lewis (2004).

A linha do tempo das contribuições de pesquisa para a modelagem de risco operacional está na **Figura 2.2**. Partindo do artigo de Cruz, Coleman e Salkin (1998), observa-se uma escassez de trabalhos publicados de 1998 a 2004, provavelmente em razão do tempo de avaliação para publicação das revistas acadêmicas de finanças. Esse período foi dominado por *working papers*. De 2004 em diante as revistas acadêmicas começaram a acolher artigos sobre quantificação de risco operacional.

As fontes de dados, os métodos de modelagem e as distribuições escolhidas desses *working papers* e artigos estão consolidadas no **Quadro 2.1**. Uma característica comum a esses trabalhos é que as bases de dados tipicamente são de uso restrito a

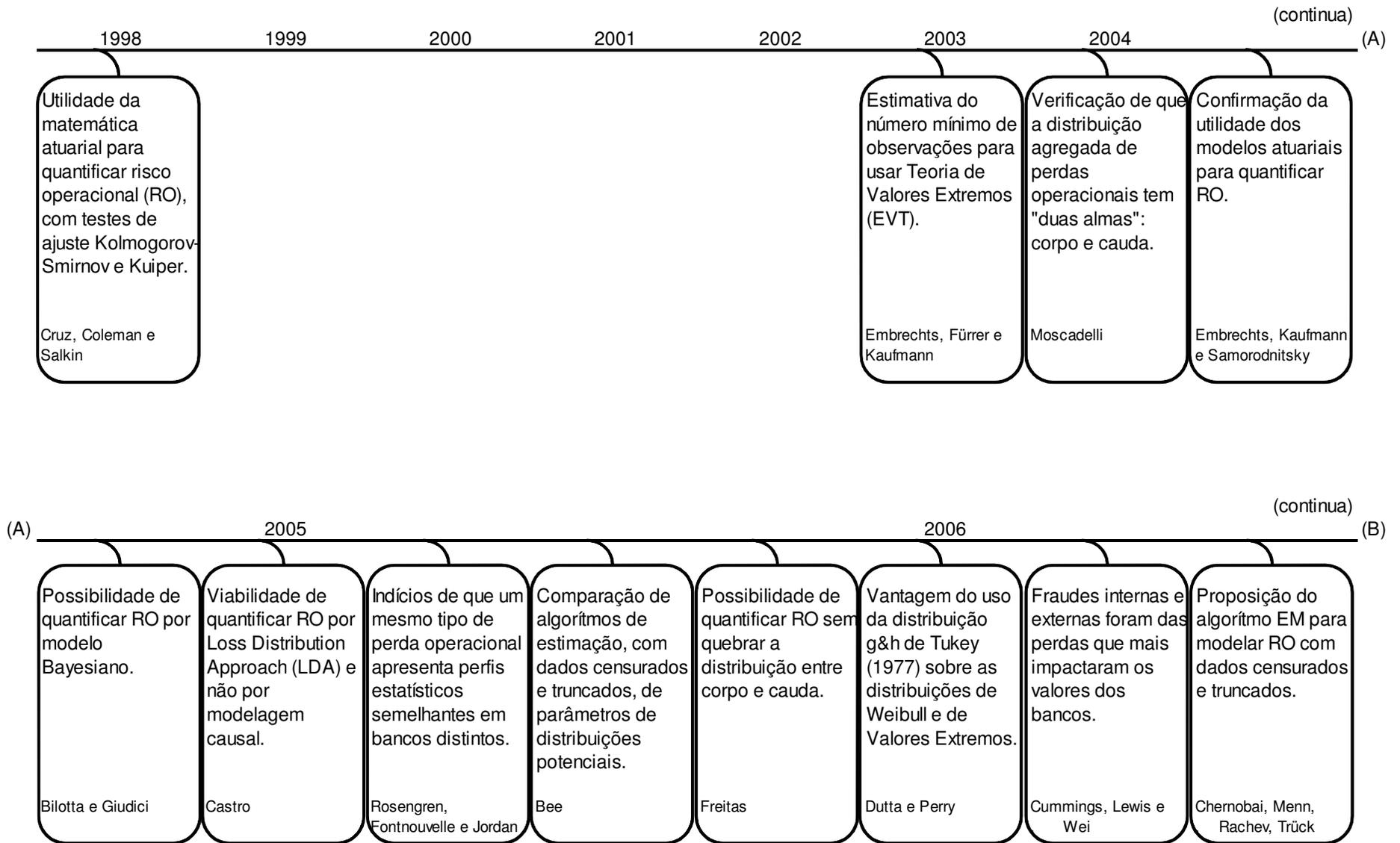


Figura 2.2 - Linha do Tempo das Contribuições de Pesquisa para Modelagem de Risco Operacional.

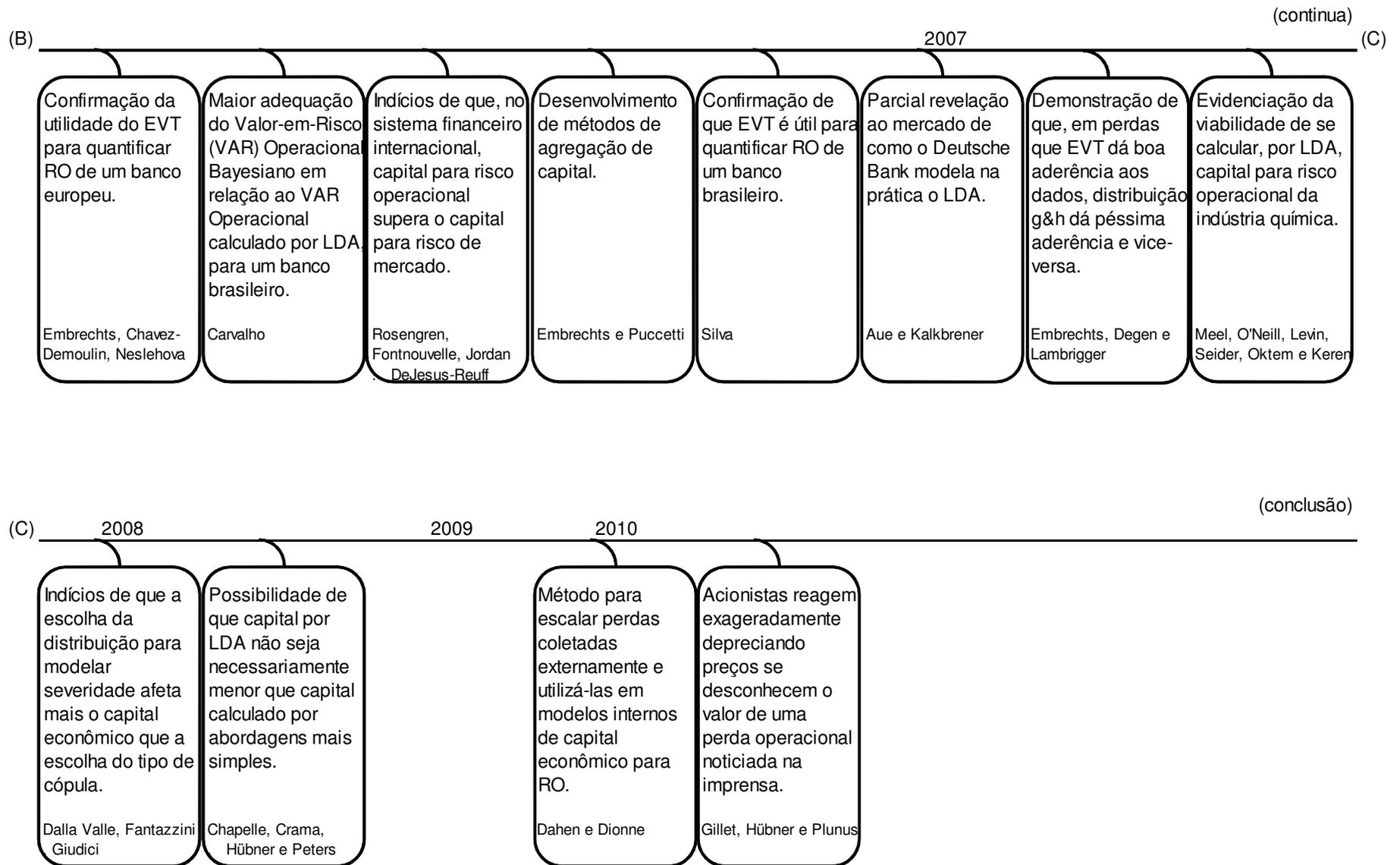


Figura 2.2 - Linha do Tempo das Contribuições de Pesquisa para Modelagem de Risco Operacional.

(continua)

AUTORES (ANO)	FONTES DE DADOS	MÉTODOS	DISTRIBUIÇÕES ESCOLHIDAS
Cruz, Coleman e Salkin (1998)	Perdas com fraude de um banco grande britânico, por 5 anos	Loss Distribution Approach (LDA)	Generalised Pareto Distributions (GPD) : Gumbel, Frechét e Weibull; Poisson
Embrechts, Furrer e Kaufmann (2003)	Perdas com incêndios de seguradora dinamarquesa, por 11 anos	LDA	Lognormal e Pareto
Moscadelli (2004)	Perdas de 69 bancos internacionais do QIS2 do BIS	LDA	Binomial Negativa, Gumbel, Lognormal e GPD
Embrechts, Kaufmann e Samorodnitsky (2004)	3 tipos de perdas de um banco, por 10 anos e perdas com incêndios na Dinamarca	LDA	Poisson e GPD
Bilotta e Giudici (2004)	Perdas e auto-avaliações do Monte dei Paschi di Siena Bank	Bayesiano	Não se Aplica (NA)
Castro (2005)	Perdas com fraudes eletrônicas de um banco, de 2002 a 2004	Regressão e LDA	Binomial Negativa e Gama
Rosengren, Fontnouvelle e Jordan (2005)	Perdas de 6 bancos grandes internacionais do QIS2 do BIS	LDA	Pareto, Burr, Exponencial, Gama, LogGama, LogLogistic, Lognormal, Weibull e GPD
Bee (2005)	Perdas do Banco Intesa, italiano	LDA	Lognormal
Freitas (2005)	Perdas com fraudes internas e externas do Banco do Nordeste de 2000 a 2004	LDA	Binomial Negativa, Geométrica e Inversa da Gaussiana
Dutta e Perry (2006)	Perdas de bancos norte-americanos	LDA	Distribuição g&h
Cummings, Lewis e Wei (2006)	Algo FIRST database (Fitch OpVar), CRSP, Compustat	Estudo de evento	NA
Chernobai, Menn, Rachev, Trück (2006)	Perdas públicas de 1980 a 2002; base de consultoria européia.	LDA	Poisson e Lognormal

Quadro 2.1 - Estudos empíricos sobre quantificação de risco operacional.

(conclusão)

AUTORES (ANO)	FONTES DE DADOS	MÉTODOS	DISTRIBUIÇÕES ESCOLHIDAS
Embrechts, Chavez-Demuolin, Neslehova (2006)	3 tipos de perdas de um banco, por 10 anos	LDA	Poisson e GPD
Carvalho (2006)	Multas aplicadas pela ANATEL às empresas de telefonia fixa	LDA e Bayesiano	Mistura de distribuições e Lognormal
Rosengren, Fontnouvelle, DeJesus-Reuff e Jordan (2006)	SAS OpRisk e Algo FIRST database (Fitch OpVar), só EUA	LDA	Exponencial e GPD
Embrechts e Puccetti (2006)	Perdas de 69 bancos do QIS2 do BIS	LDA	GPD
Silva (2006)	Fraudes eletrônicas de banco brasileiro	LDA	Frechét e Binomial Negativa
Aue e Kalkbrener (2007)	Perdas operacionais do Deutsche Bank, Operational Riskdata eXchange Association (ORX) e dados gerados por análise de cenários	LDA	Distribuição Empírica, GPD
Embrechts, Degen e Lambrigger (2007)	Perdas com incêndios de seguradora dinamarquesa, por 11 anos	LDA	Frechét e Distribuição g&h
Meel et al.(2007)	National Response Center (NRC) Database com derramamentos de produtos químicos nos EUA de 1990 a 2002.	LDA e Bayesiano	Gama-Poisson, Gama-Beta- Binomial Negativa, GPD
Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008)	Perdas de um banco de 1999 a 2004.	LDA	Binomial Negativa e Gama
Chapelle, Crama, Hübner e Peters (2008)	Perdas de um banco europeu, tiradas do Algo FIRST database (Fitch OpVar)	LDA	Binomial Negativa, Pareto, Weibull, Lognormal, GPD
Dahen e Dionne (2010)	Fitch OpVar p/ US Bancorp, Bank Holding Companies (BHC) do Fed Chicago	Regressão	NA
Gillet, Hübner e Plunus (2010)	Fitch OpVar 1999 a 2004. Thomson Financial Datastream, FRED, LexisNexis	Estudo de evento	NA

Quadro 2.1 - Estudos empíricos sobre quantificação de risco operacional.

pequenos grupos de pesquisadores. Na modelagem, observa-se no **Quadro 2.1** que tem preponderado o *Loss Distribution Approach* (LDA). Observamos que é amplo o conjunto de distribuições teóricas utilizadas em modelagem de risco operacional, mas é incomum na literatura acadêmica a menção ao uso de distribuições empíricas.

O presente texto procura contribuir para o aprimoramento dos modelos do tipo abordagem de distribuição de perdas (LDA) num assunto praticamente não explorado explicitamente: o do uso de duas das curvas de Johnson, a *Bounded* e a *Unbounded* (definiremos adiante) para a quantificação do corpo da distribuição de perdas operacionais. Testamos também se é possível um ajuste das curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded* à distribuição de perdas anuais do banco. A distribuição Lognormal de dois parâmetros, usualmente utilizada, é apenas uma das três Curvas de Johnson, denominada S_L . As três curvas de Johnson estão especificadas no **Capítulo 5** (Metodologia de cálculo do capital econômico pelo VaR operacional), no **Apêndice B** (Distribuições de severidade) e são descritas em Johnson (1949, 1965, 1974), Hahn e Shapiro (1967), Tuentner (2001), Balakrishnan e Nevzorov (2003), Law (2007) e Alexander (2008).

Entre as medidas, testes e critérios de ajuste das distribuições teóricas discretas aos dados históricos de perdas, será utilizada a medida de informação de Kullback e Leibler (1951), abreviada por KL, descrita em Kullback (1997), Thomas, Edelman e Crook (2002), Lecumberri e Duarte (2003) e Sicsú (2010). A medida KL está especificada no **Apêndice C** (Medidas e testes de ajuste).

Conforme se pode ver no **Quadro 2.2**, alguns autores utilizam o Teste Qui-Quadrado. Outros autores utilizam o *Akaike Information Criterion* (AIC), de Akaike (1974), o *Bayesian Information Criterion* (BIC), consolidado por Schwarz (1978), e o *Deviance Information Criterion* (DIC), consolidado por Spiegelhalter et al.(2002). O AIC parte da medida de Kullback-Leibler e o DIC é uma generalização do AIC e do BIC.

(continua)

AUTORES (ANO)	SOFTWARE	TESTES UTILIZADOS NO LDA	CONTAGEM	INCLUSÃO DE PERDA ESPERADA E SEVERA NO CAPITAL	ESCOLHA DO THRESHOLD
Cruz, Coleman e Salkin (1998)	Não Disponível (ND)	Kolmogorov-Smirnov (KS), Kuiper	Mensal	Esperada e Severa	Arbitrária
Embrechts, Furrer e Kaufmann (2003)	EVIS no S-Plus.	ND	ND	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Moscadelli (2004)	ND	KS, Anderson-Darling (AD), Teste de Máxima Verossimilhança	Diária	Esperada e Severa	Mean Excess Plot (MEP)
Embrechts, Kaufmann e Samorodnitsky (2004)	EVIS no S-Plus.	ND	ND	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Bilotta e Giudici (2004)	Hugin Explorer 6.1	ND	Anual	Esperada e Severa	ND
Castro (2005)	Matlab	AIC (Akaike Information Criterion), BIC (Bayesian Inf. Crit.)	Diária	Só Severa	ND
Rosengren, Fontnouvelle e Jordan (2005)	ND	Qui-Quadrado (χ^2)	Anual	Só Severa	Algoritmo HKKP de Huisman et al.(2001)
Bee (2005)	Matlab	ND	Diária	Só Severa	Dados truncados
Freitas (2005)	BestFit, VBA, @Risk	KS, χ^2 , Quantile-Quantile Plot (Q-Q Plot).	Mensal	Só Severa	ND
Dutta e Perry (2006)	Matlab	KS, AD, χ^2 , Q-Q Plot.	Anual	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Cummings, Lewis e Wei (2006)	ND	ND	ND	ND	Arbitrária
Chernobai, Menn, Rachev, Trück (2006)	ND	ND	ND	Só Severa	ND

Quadro 2.2 - *Softwares*, Testes, Contagens, Tratamentos da Perda Esperada e *Thresholds* Estudos Empíricos

(conclusão)

AUTORES (ANO)	SOFTWARE	TESTES UTILIZADOS NO LDA	CONTAGEM	INCLUSÃO DE PERDA ESPERADA E SEVERA NO CAPITAL	ESCOLHA DO THRESHOLD
Embrechts, Chavez-Demuolin e Neslehova (2006)	EVIS no S-Plus.	AIC	ND	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Carvalho (2006)	R-Project, BestFit, WinBugs	Q-Q Plot, KS, AD, Deviance Inf. Crit. (DIC), AIC	Mensal	Esperada e Severa	ND
Rosengren, Fontnouvelle, DeJesus-Reuff e Jordan (2006)	ND	Kruskal-Wallis, Wilcoxon, χ^2 , Q-Q Plot, Log-Likelihood Ratio (LLR)	ND	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Embrechts e Puccetti (2006)	Matlab	ND	ND	Esperada e Severa	Algoritmo de Otimização
Silva (2006)	Matlab	AIC, BIC, KS, CVM, Q-Q Plot, Probability-Probability Plot (P-P Plot)	Diária	Só Severa	Menor entre os máximos dos blocos de 1 dia
Aue e Kalkbrener (2007)	ND	χ^2 , KS, AD, Q-Q Plot	Mensal	Só Severa	Análise de Sensibilidade
Embrechts, Degen e Lambrigger (2007)	ND	ND	ND	Esperada e Severa	Análise de Sensibilidade
Meel et al.(2007)	R-Project, Matlab-EVIM, WinBugs	Q-Q Plot	Anual	Esperada e Severa	Arbitrária
Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008)	ND	LLR e Schwarz Criterion	Mensal	Esperada e Severa	ND
Chapelle, Crama, Hübner e Peters (2008)	ND	Cramer-Von Mises (CVM), KS, AD, Q-Q Plot, Log-Likelihood Ratio	Mensal	Só Severa	Algoritmo HKKP de Huisman et al.(2001)
Dahen e Dionne (2010)	Stata	ND	ND	Só Severa	Arbitrária
Gillet, Hübner e Plunus (2010)	ND	ND	ND	Esperada e Severa	ND

Quadro 2.2 - Softwares, Testes, Contagens, Tratamentos da Perda Esperada e Thresholds Estudos Empíricos

Para verificar o ajuste das distribuições contínuas às perdas operacionais podem ser utilizados o Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) e o Teste Anderson-Darling (AD), respectivamente descritos por Massey (1951) e Anderson e Darling (1952).

Os Testes KS e AD são mencionados em livros sobre mensuração de risco operacional como Cruz (2002), Panjer (2006) e Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) e em textos sobre simulação, como Law (2007). Estão especificados no **Apêndice C**.

Há um conjunto de eventos de perda operacional que podem ocorrer com grande contagem, mas que individualmente não comprometem o capital significativamente, como as pequenas multas por atraso de entrega de documentos regulamentados e os pequenos desvios de finalidade dos caixas dos bancos. Outro grupo de eventos de perda operacional ocorre com pequena contagem, mas individualmente são maiores, como as perdas por enchentes e as grandes fraudes perpetradas por operadores de mesas de tesouraria.

Desse fato originou a indicação de alguns autores de que esses dois tipos de eventos de perda, os de alta contagem e baixa severidade e os de baixa contagem e alta severidade, sejam segregados por um valor de corte, usualmente denominado *threshold* (DREES e KAUFMANN, 1998; BEIRLANT e MATTHYS, 2000; HUISMAN ET AL., 2001; BEIRLANT, DIERCKX, GUILLOU e STAARICAA, 2002), que separa o corpo da distribuição de perdas da cauda da mesma distribuição. Para a cauda, uma parte dos autores utiliza a teoria de valores extremos. Encontramos estudos com aplicações de teoria de valores extremos à cauda em hidrologia, em atuária e em quantificação de risco operacional. Outros autores não separam corpo e cauda, tratando-os unificadamente pela distribuição $g&h$ de 5 ou 7 parâmetros (TUKEY, 1977; HOAGLIN, 1985; DUTTA e PERRY, 2006; EMBRECHTS, DEGEN e LAMBRIGGER, 2007). Tanto g quanto h são expressões formadas por esses 5 ou 7 parâmetros.

Em hidrologia, destacam-se Hahn e Shapiro (1967), Hoskings (1985), De Haan (1993), Singh e Huo (1995) e Vrijling (2001). Em atuária pode-se citar os trabalhos de Heckman e Meyers (1983, 1984), McNeil (1997) e Embrechts, Klüpelberg e

Mikosch (1997). Em quantificação de risco operacional destacam-se: Cruz, Coleman e Salkin (1998); McNeil (1999); Moscadelli (2004); Embrechts, Kaufmann e Samorodnitsky (2004); Rosengren, Fontnouvelle e Jordan (2005), Embrechts, Chavez-Demoulin e Neslehova (2006); Rosengren et al. (2006); Embrechts e Puccetti (2006); Silva (2006); Embrechts, Degen e Lambrigger (2007); Meel et al. (2007) e Chapelle et al. (2008).

2.5 Distribuições amostrais (ou empíricas)

O uso de distribuições amostrais (ou empíricas) em simulações e em quantificação de risco operacional, conforme abordam Law (2007) e Chernobai (2007), se prestam aos casos em que ou não há dados suficientes para o ajuste de distribuições teóricas, ou que esse ajuste não se mostra adequado. No **item 4.2 do Capítulo 4** descreveremos como utilizar distribuições empíricas.

2.6 Inter-relação ou independência entre as perdas operacionais?

No relacionamento entre as perdas operacionais dentro do *Loss Distribution Approach*, há um grupo de vertentes da literatura que as trata como se fossem inter-relacionadas. Há outra vertente que as trata como independentes.

Um exemplo de inter-relação pode incluir as perdas com erros de operadores de mesa de tesouraria e as perdas ocasionadas por queda ou interrupção dos sistemas de tecnologia. A queda do sistema de tecnologia impede a ocorrência de erros. Para contrapor, um exemplo de independência pode incluir as perdas com danos a ativos físicos e as fraudes internas, em situações em que não há documentação suficiente para afirmar que as primeiras perdas se inter-relacionam com as segundas.

No grupo de vertentes da inter-relação, há quatro delas na literatura. Há autores que supõem inter-relação apenas entre as contagens: Genest e Neslehova (2007) e Monti et al. (2010). Em segunda vertente, há os que preferem supor a inter-relação apenas entre as severidades de perdas operacionais diversas, como McNeil (1999) e Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008). A terceira vertente é supor a inter-relação das perdas sem a separação entre contagem e severidade, como em Böcker e

Klüppelberg (2008). Há ainda autores que mencionam as três vertentes anteriores, sem demonstrar preferência por alguma delas: Embrechts, McNeil e Frey (2005), Panjer (2006), Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007), Embrechts (2009) e Hull (2009). Nessas quatro vertentes para inter-relação, os autores utilizam a teoria de cópulas.

Na vertente da independência entre perdas operacionais, utiliza-se simulação de Monte Carlo como descreveremos nos **Capítulos 4, 5 e 6** e como expõem Klugman et. al. (2004) e Law (2007).

2.7 Valor-em-Risco e cálculo do capital

O cálculo do capital regulatório para risco operacional incorrido pelos bancos, cuja alocação é descrita no Acordo de Capitais Basiléia II (BIS, 2006), na Resolução CMN 3490 de 2007, na Circular BCB 3383 de 2008 e nas Cartas-Circulares BCB 3315 e 3316 de 2008, pode ser feito de acordo com quatro abordagens:

- I – Abordagem do Indicador Básico (BIA);
- II – Abordagem Padronizada Alternativa (ASA);
- III – Abordagem Padronizada Alternativa Simplificada (ASA Simplificada);
- IV – Abordagem de Mensuração Avançada (AMA).

As abordagens BIA, ASA e ASA Simplificada prescrevem alocação de capital para risco operacional de acordo com um percentual do indicador de exposição ou renda bruta (*gross income*), definidos pela soma do resultado de *spread* mais a receita com prestação de serviços financeiros. Na BIA, o percentual é 18% para todas as linhas de negócio. Na ASA e ASA Simplificada os percentuais podem ser 12%, 15% e 18% de acordo com o risco estimado pelo BIS da linha de negócio que gera a renda bruta: Banco de Varejo, Banco Comercial, Finanças Corporativas, Negociação e Vendas, Pagamentos e Liquidações, Serviços de Agente Financeiro, Administração de Ativos e Corretagem de Varejo.

A abordagem de distribuição de perdas (*Loss Distribution Approach* – LDA) é uma das abordagens de mensuração avançada de risco operacional, chamadas no mercado financeiro de modelos AMA. Está previsto que as abordagens AMA sejam regulamentadas até 2013, conforme os Comunicados BCB 19028 e 19217 de 2009.

Pela complexidade e alto custo de se montar uma base de dados de perdas operacionais e de se estruturar a elaboração e validação de modelos internos, as abordagens AMA são mais indicadas ou para bancos de maior porte de presença internacional (BIS, 2006) ou para instituições financeiras em que a análise custo-benefício possa favorecer a adoção de modelos avançados sobre as abordagens simplificadas.

Para calcular capital para risco operacional por modelos LDA costuma-se utilizar duas medidas de risco: Valor em Risco (VaR) e *Expected Shortfall* (ES) (PANJER, 2006), que serão descritas e comparadas no **Capítulo 5** (Metodologia de cálculo do capital pelo VaR operacional) e no **Apêndice E** (VaR operacional). Sobre a comparação entre VaR e ES, que também faremos no **Apêndice E**, há menções em McNeil (1999), Jorion (2001) e Yamai e Yoshihara (2002).

3 ESTRUTURA DA ANÁLISE DE DADOS

Após a elaboração do trabalho, percebemos que seria importante estruturar a análise da base de dados de perdas operacionais nos aspectos estatísticos e nos aspectos organizacionais.

3.1 Aspectos Estatísticos

Propomos que os pontos mais importantes de verificação quanto aos aspectos estatísticos e ao caráter das variáveis sejam:

- Fonte da informação.
- Mudanças do padrão de contagem dentro do período estudado.
- Dados completos ou incompletos na severidade.
- Dados internos ou externos.
- Dados conhecidos ou estimados por análise de cenários.
- Mudanças no ambiente de controle que podem afetar o risco operacional. Ex.: crescimento significativo do banco; entrada em novos negócios; saída ou desligamento de linhas de negócios; fusões e aquisições; mudança no ambiente operacional; mudança de processos e sistemas; compra de carteiras de financiamentos ou de cartões; etc.
- Inflação no período.
- Extensão de tempo da base de dados.
- Possível existência de *outliers*, com justificativa e documentação sobre seu tratamento, eventual exclusão ou substituição.
- Datas da perda: data de ocorrência, data de descoberta, data de reconhecimento contábil e data da liquidação financeira.

Examinaremos os dados, seguindo os pontos acima, no **Capítulo 6** (Resultados).

3.2 Aspectos Organizacionais

Verificamos que não existe um roteiro estruturado para a avaliação dos aspectos organizacionais da base de perdas operacionais. Propomos uma adaptação dos itens do que a auditoria interna deveria examinar na validação de modelos internos de risco de mercado (BIS, 2005) para os itens a serem examinados nos modelos

internos de risco operacional. Isso será desenvolvido nos tópicos **3.2.1** a **3.2.8** a seguir.

3.2.1 Adequação da documentação dos sistemas e processos de gerenciamento de risco.

A atualização e adequação da documentação dos sistemas e processos de coleta de dados de perda operacional previne a descontinuidade por rotatividade de mão de obra no setor. O auditor interno deve não só ler a documentação como verificar o seu uso em eventuais testes do plano de continuidade de negócios.

A documentação de processos e sistemas de gestão de risco operacional, incluindo a coleta de dados, também deve fazer parte do pedido de aprovação, ao supervisor bancário, de uso de modelos internos para cálculo do capital regulatório para risco operacional. Essa documentação deve abranger processos e sistemas terceirizados, conforme Resolução CMN 3380 de 2006.

3.2.2 Organização da unidade de controle de riscos.

A organização e organograma da unidade de controle de risco operacional permite verificar a segregação de funções visando evitar o conflito de interesses. Por exemplo, as áreas de negócios devem estar segregadas formalmente e de fato das áreas de controle de risco para que as primeiras não exerçam poder indevido sobre as últimas, visando ocultar ou diminuir perdas operacionais da base.

A separação e independência da unidade de controle de riscos em relação às demais também esclarece a sua parcela de recursos na elaboração do orçamento. Dessa forma, o auditor interno pode acompanhar a dimensão e o uso desse orçamento ao longo do ano.

3.2.3 Integração da mensuração de risco operacional na gestão cotidiana de riscos, no que se chama “teste de uso”.

Se o esforço no controle do risco operacional influenciar a remuneração variável, isso incentiva que a cultura de controles faça parte do dia a dia das operações.

Ao se calcular capital econômico para risco operacional por área de negócio, pode-se adotar uma medida de risco e retorno para se medir o desempenho dessas áreas levando em consideração o risco operacional. Duas dessas medidas são o EVA - Valor Econômico Agregado e o RAROC - Retorno sobre o Capital Ajustado pelo Risco (JORION, 2003). A medição do desempenho financeiro ponderado pelo risco operacional leva a um aumento da atenção e uso das áreas de negócio sobre as perdas operacionais incluídas na base, incentivando a gestão e mitigação do risco.

3.2.4 Processo de aprovação interna dos modelos de mensuração de risco operacional.

Dois documentos recentes do BIS, de 2009 e de 2011, mostram que algumas instituições financeiras têm adotado uma área de validação do modelo ou *challenge function*, área separada da que elaborou o modelo de mensuração de risco operacional e que tem como função questionar premissas, procedimentos de cálculo e resultados.

O envolvimento de várias áreas na aprovação interna de modelos de mensuração de risco operacional, incluindo as áreas de elaboração dos modelos, validação do modelo e auditoria interna, pode promover o processo de verificações e aprovações independentes (*checks and balances*) com profissionais de formação e interesses distintos (GROUP OF THIRTY, 1993). A auditoria interna pode ser ou não a área de validação do modelo, não havendo impedimento do ponto de vista do conflito de interesses. A área de validação deve ter independência suficiente para bloquear o uso desses modelos no cálculo do capital, se verificar problemas em seus fundamentos, premissas, entrada de dados, cálculo ou saída de dados.

3.2.5 Validação de quaisquer mudanças significativas no processo de mensuração de risco operacional.

Como ressalta o documento do COSO de 2007, quando mudam os negócios e o ambiente competitivo, mudam os riscos. Por consequência, mudam os parâmetros dos modelos de mensuração do risco operacional. Exemplificando, a introdução de produtos e serviços pode gerar riscos operacionais diferentes dos conhecidos, que precisam ser mapeados no processo de elaboração e aprovação desses novos produtos e serviços (MCCORMICK, 2006).

No processo contínuo de auditoria interna, é necessário acompanhar os itens pendentes das revisões anteriores e as ações dos gestores para correção.

3.2.6 Escopo dos riscos operacionais capturados nos modelos de mensuração.

Falta de abrangência de cálculo dos modelos de mensuração de risco operacional, causados por restrições da base de dados, pode tornar insuficiente o capital econômico calculado. Entidades não financeiras e instituições recém adquiridas ou fundidas à instituição financeira principal podem conter perdas históricas que devam fazer parte de uma base centralizada de perdas operacionais. Esse raciocínio também se aplica a etapas terceirizadas em processos.

O Comunicado BCB 19217 de 2009 prevê que entidades não financeiras que não forneçam dados de perda para a base centralizada devem alocar capital para risco operacional pelo modelo simplificado da Circular BCB 3383 de 2008.

3.2.7 Integridade do sistema de informações gerenciais.

Quanto a problemas na integridade das informações gerenciais, podemos citar um exemplo divulgado publicamente no congresso *Operational Risk USA 2006*, em Nova York, de uma instituição financeira global que declarou estar excluindo perdas operacionais relevantes de sua base de dados, no caso multas da *Securities and Exchange Commission* por quebra de *Chinese Wall* entre área de pesquisa de ações e área de banco de investimentos, alegando que o ambiente interno renovado não

permitiria mais esse tipo de prática. No entanto, foi esclarecido pelo palestrante que essa exclusão não havia passado até então por aprovação nem da auditoria interna nem do órgão regulador. A documentação de eventuais exclusões favoreceria a gestão do risco operacional, por reforçar a prevenção ao risco, e permitiria fácil reinclusão futura na modelagem, se apropriado.

Mesmo que as perdas operacionais sejam capturadas integralmente, abrangendo fusões, aquisições e processos terceirizados, e problemas de insuficiência de controle sejam detectados, essa detecção precisa ser divulgada devidamente, seja para a alta administração, para a matriz de bancos multinacionais, para os auditores internos e externos e para os órgãos reguladores.

3.2.8 Verificação da consistência, relevância e confiabilidade das fontes de dados utilizadas para embasar modelos internos.

A consistência dos dados de diferentes fontes internas do banco e períodos diversos é favorecida pela padronização em políticas e procedimentos internos, de conceitos como evento, perda, recuperação da perda, risco, perda bruta e perda bruta após recuperações.

Na consistência entre dados internos e dados externos, o incorreto ajuste de escala ou *size scaling* de perdas operacionais obtidas de fontes externas, como o *Operational Risk Exchange* (ORX), pode subestimar ou superestimar o capital econômico. Ajustes de escala ocorrem quando os dados de perda operacional a serem utilizados em modelagem proveem de instituição financeira de porte, atividade ou perfil de risco diferente da instituição que está recebendo os dados.

A relevância de certas perdas menores que determinado valor pode ser verificada numa análise de sensibilidade no cálculo do capital. Se o capital calculado for pouco sensível à exclusão de perdas menores, isso pode favorecer a aceitação desse procedimento pelo órgão regulador (BIS, 2009).

A confiabilidade dos dados pode ser alcançada pela separação entre responsáveis por entrada e por conferência, pela reconciliação das perdas com os registros

contábeis, por detecção de problemas de qualidade com *benchmark* a dados externos de bolsas de dados como a ORX ou fontes públicas e pela comparação periódica tanto com valores passados como com faixas de valores considerados possíveis para aquele tipo de perda (LEVINE, 2008).

Os dados precisam estar completos ao serem transferidos de um sistema para o seguinte e isso pode ser verificado com simples contagens, comparações de totais, verificação de dados duplicados e coincidência de alguns campos entre diferentes bases. Exceções devem ser destacadas e investigadas, evitando a simples exclusão das mesmas das bases. O acompanhamento do efeito de quedas de sistemas, tempo exagerado de processamento e mensagens de erro em processos colaboram no monitoramento da confiabilidade dos dados (CRUZ, 2002; LEVINE, 2008).

Verificação pelo auditor interno de eventuais punições para erros operacionais incorridos pode esclarecer se o ambiente interno favorece o registro e correção dos erros ou se provoca a ocultação dos mesmos pelos profissionais, para evitar punições.

4 AS DIVERSAS ABORDAGENS PARA CALCULAR A DISTRIBUIÇÃO DE PERDAS

Nesse capítulo propomos uma taxonomia das principais técnicas para se calcular a distribuição de perdas operacionais, pois nenhum trabalho as reúne e compara como faremos aqui.

É difícil dizer qual é o melhor método para calcular a distribuição de perdas. Menor variância seria um critério inadequado, pois pode levar ao precisamente errado. Veremos que o ajuste mais complexo não foi eficaz para o trabalho com nossos dados, nem com o teste de 31 distribuições contínuas e 8 distribuições discretas. Pelo princípio da parcimônia, optaremos pela técnica mais simples para tratar nossos dados. No entanto, colocaremos à disposição do leitor as principais técnicas como alternativas para tratar outras bases de dados de perda operacional com o intuito de cálculo do capital econômico para risco operacional.

4.1 Aplicação do *Loss Distribution Approach*

A abordagem de distribuição de perdas, também denominada *Loss Distribution Approach* (LDA) ou modelo atuarial, tem sido um dos modelos mais utilizados para quantificação de risco operacional (BÖCKER e KLÜPPELBERG, 2005). Neste capítulo sintetizaremos e comparemos quatro variantes do LDA. Mostraremos os testes e os resultados do uso de cada variante. Optaremos por uma delas para calcular o capital para risco operacional do banco a partir dos dados disponibilizados para pesquisa.

A origem do LDA está nos modelos utilizados por atuários para o cálculo de prêmios de seguros. Essa abordagem já foi utilizada para a quantificação do risco operacional por várias instituições financeiras de presença global, tais como: Crédit Lyonnais (FRACHOT, MOUDOULAUD e RONCALLI, 2003), J.P.Morgan Chase (J.P.MORGAN CHASE, 2004) e Deutsche Bank (AUE e KALKBRENER, 2007).

Sua aplicação prática sobre bases de perdas operacionais reais já foi divulgada em estudos empíricos por vários pesquisadores, entre eles: Cruz, Coleman e Salkin

(1998); Embrechts, Furrer e Kaufmann (2003); Moscadelli (2004); Embrechts, Kaufmann e Samorodnitsky (2004); Castro (2005); Rosengren, Fontnouvelle e Jordan (2005); Bee (2005); Freitas (2005), Dutta e Perry (2006); Chernobai et al. (2006); Embrechts, Chavez-Demoulin e Neslehova (2006); Carvalho (2006); Rosengren, Fontnouvelle, DeJesus-Reuff e Jordan (2006); Embrechts e Puccetti (2006); Silva (2006); Embrechts, Degen e Lambrigger (2007); Meel et al. (2007); Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008) e Chapelle et al. (2008).

Conforme vimos no **item 2.4** (Quantificação do risco operacional) do **Capítulo 2**, quantificar risco operacional por *Loss Distribution Approach* tem início na coleta de perdas operacionais incorridas por um banco no decorrer dos últimos anos. Em seguida, obtém-se a distribuição de probabilidades das perdas para o próximo um ano. Na sequência, considera-se um percentil dessas perdas como o capital econômico da companhia para o seu risco operacional durante o próximo um ano.

O LDA é uma das possibilidades entre as abordagens de mensuração avançada (AMA) de risco operacional presentes no Acordo de Capitais Basileia II, de 2004 (BIS, 2006). O processo de aprovação de uso de modelos AMA pelo supervisor bancário em geral se inicia pela submissão, por parte da instituição financeira, da documentação dos modelos internos de mensuração de risco operacional.

Para darmos exemplos e descrevermos a metodologia do LDA em quatro variantes veremos:

- como utilizar distribuições amostrais;
- o que é, porque e como se faz a separação entre corpo e cauda de uma distribuição de probabilidades de perda por um *threshold*;
- como gerar distribuições de perdas mensais por evento de perda;
- como gerar distribuições de perdas anuais por evento de perda;
- como gerar distribuições de perdas anuais do banco;

4.2 Uso de distribuições amostrais (ou empíricas)

As distribuições amostrais (ou empíricas) de perdas individuais para dados contínuos podem ser especificadas por uma função de distribuição F contínua ordenando os dados em ordem crescente. Se $X_{(i)}$ denota o i -ésimo valor dos X_j 's de tal modo que $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$. Então F é dada por (LAW, 2007):

$$F(x) = \left\{ \begin{array}{ll} 0 & \text{se } x < X_{(1)} \\ \frac{i-1}{n-1} + \frac{x-X_{(i)}}{(n-1)(X_{(i+1)}-X_{(i)})} & \text{se } X_{(i)} \leq x < X_{(i+1)} \text{ para } i = 1, 2, \dots, n-1 \\ 1 & \text{se } X_{(n)} \leq x \end{array} \right\}$$

(1)

Para dados discretos, para cada possível valor de x uma função empírica de massa $p(x)$ pode ser definida pela proporção dos X_i 's que são iguais a x .

No caso discreto e no caso contínuo, as distribuições empíricas podem ser definidas para uso nos pacotes estatísticos, especificando os percentis da distribuição.

Para trabalhar com distribuições empíricas, por meio dos percentis, sugerimos:

- sequenciar esses percentis de 1% em 1%, na faixa de 0% até 90%;
- sequenciá-los de 0,1% em 0,1%, na faixa de 90% a 98%;
- sequenciá-los de 0,01% em 0,01% na faixa de 98% a 99,99%;
- sequenciá-los de 0,001% em 0,001% na faixa de 99,99% a 100%.

Essa sugestão é uma forma de capturar detalhes das caudas dessas distribuições empíricas, evitando distorcer o capital calculado nas situações em que utilizamos essas distribuições nas simulações de Monte Carlo. A separação de sequenciamento de percentis por faixas também evita sobrecarregar o processamento das simulações com um detalhamento desnecessário. Exemplificaremos o uso de distribuições empíricas no restante deste capítulo.

4.3 Corpo e Cauda da Distribuição de Perdas

Uma das vertentes da literatura sobre quantificação de risco operacional defende que o grupo de perdas mais frequentes e menores costuma ter um comportamento diferente do grupo de perdas menos frequentes e maiores. Fazem parte dessa vertente os textos de Moscadelli (2004), Chapelle et al.(2004, 2008) e Aue e Kalkbrener (2007).

Esses dois grupos de perdas fazem parte da distribuição de perdas operacionais. Para tratar dos dois grupos separadamente, divide-se a base de dados em duas por um valor denominado *threshold*. A separação da base por um *threshold* visa ampliar as possibilidades de ajuste de distribuições teóricas aos dados de perda. O **Gráfico 4.1** retrata uma distribuição de perdas operacionais dividida por um valor B de *threshold* entre corpo e cauda.

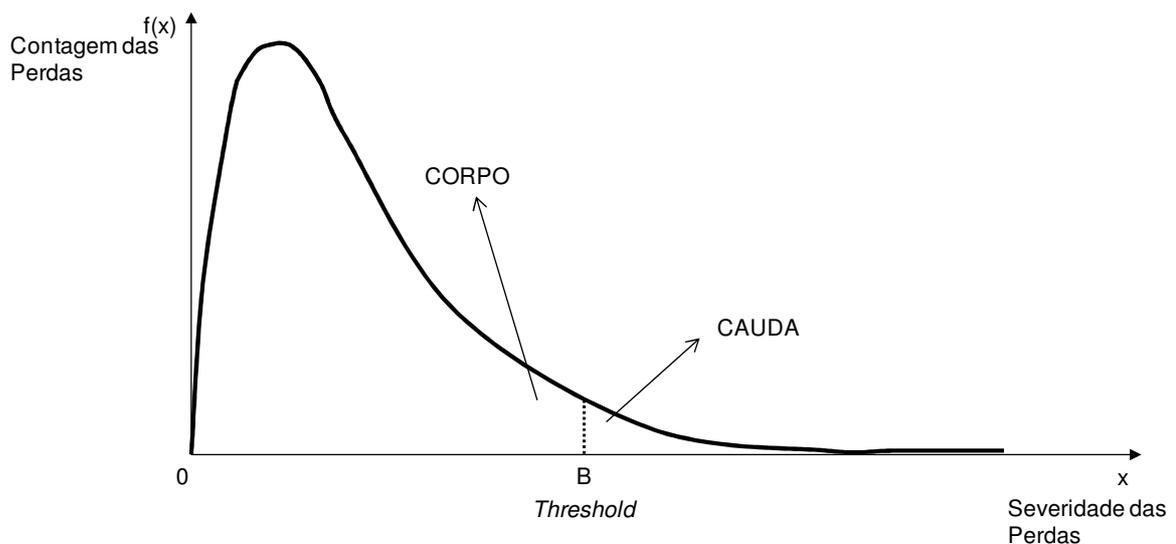


Gráfico 4.1 - Distribuição Agregada de Perdas Operacionais com Formato do Corpo e da Cauda.

O *threshold* entre corpo e cauda da distribuição de perdas operacionais pode ser determinado por vários métodos. Esses métodos podem ser divididos em: métodos puramente analíticos e combinação de métodos puramente analíticos com métodos visuais.

4.3.1 Métodos puramente analíticos

Os algoritmos especificados em Drees e Kaufmann (1998), Beirlant e Matthys (2000), Huisman et al.(2001) e Beirlant et al.(2002) propõem uma sequência de

passos para se encontrar um valor específico para *threshold*. A ressalva de Embrechts, Degen e Lambrigger (2007) ao uso de algoritmos para se encontrar o *threshold* entre corpo e cauda é a de que não representam soluções gerais, já que carregam premissas sobre a distribuição real das perdas, que é desconhecida.

4.3.2 Combinação de métodos puramente analíticos com métodos visuais

Dentre os métodos visuais, destacamos o *Hill Plot*, que aqui adaptamos de Cruz (2002) e Chernobai et al. (2007). Nesse método, admite-se inicialmente que a distribuição de valores extremos generalizada (*Generalized Extreme Value Distribution* ou GEV), descrita no **Apêndice B**, possa ser ajustada à cauda da distribuição de perdas.

A distribuição GEV possui três parâmetros: μ (localização); $\beta > 0$ (escala); ξ (forma). Conforme Embrechts, Klüppelberg e Mikosch (1997), um dos estimadores para o parâmetro de forma ξ da GEV é o estimador de Hill (1975):

$$H_{k,n} = \hat{\xi}^H = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \ln X_{j,n} - \ln X_{k,n} \quad (2)$$

Em que:

$X_{1,n} \leq \dots \leq X_{n,n}$ são os valores da amostra ordenados em ordem ascendente.

k é o número de observações da cauda.

n é o número de observações da amostra.

Ao se calcular ξ , com o estimador de Hill, para uma observação na cauda, em seguida para duas observações na cauda e assim por diante, podemos obter pares ordenados de k e ξ , com o objetivo de localizar graficamente um ponto (cotovelo) em que haja mudança mais acentuada na forma da distribuição. Esse ponto é tomado por *threshold*. Veja no **Gráfico 4.2** o ponto destacado para *threshold* entre corpo e cauda de uma distribuição de perdas.

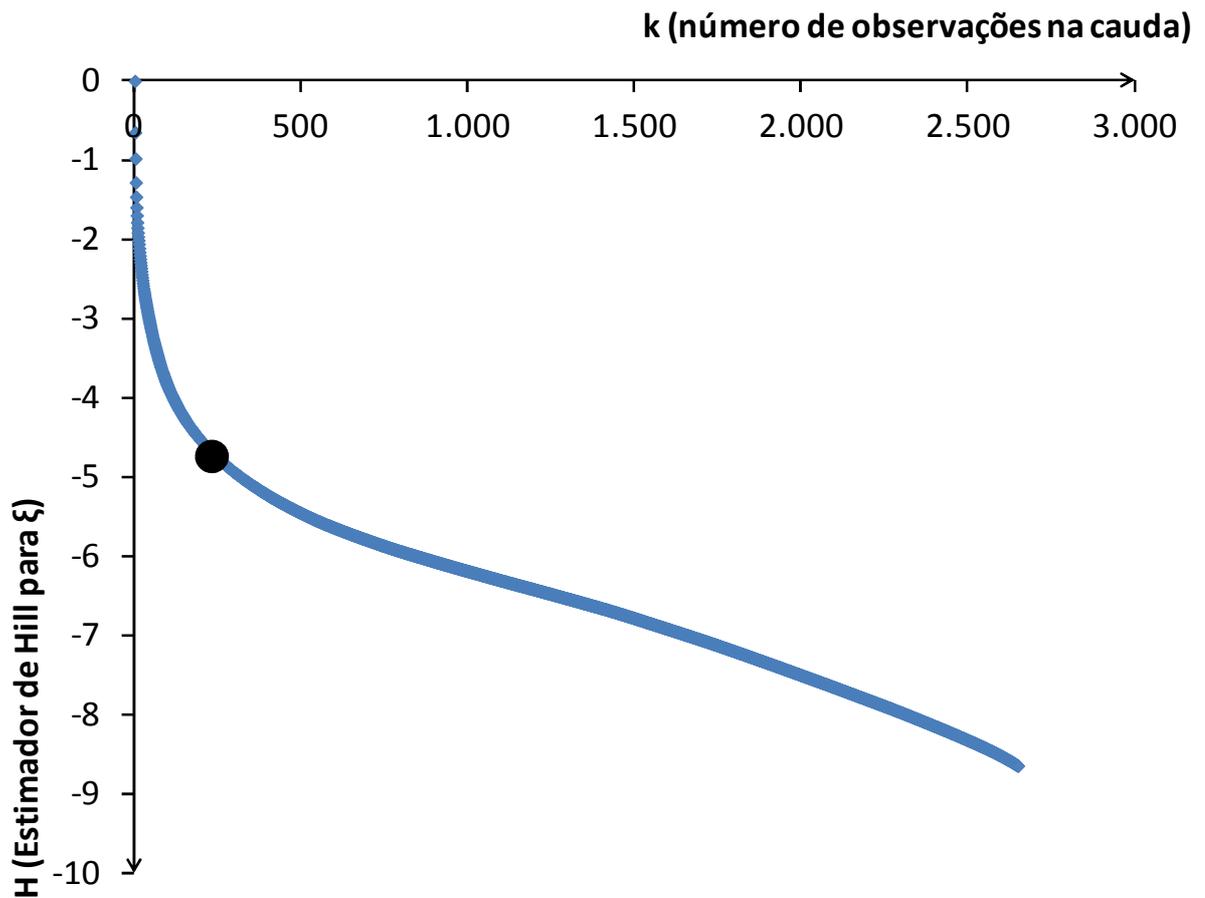


Gráfico 4.2 – Exemplo de *Hill Plot*.

Dentre todos esses métodos, optamos por encontrar o *threshold* por *Hill Plot*, por ser mais intuitivo que os métodos puramente analíticos.

4.4 Procedimentos para gerar distribuições de perdas mensais

Examinaremos quatro variantes para gerar distribuições de perdas mensais. Todas as quatro variantes fazem parte do *Loss Distribution Approach*. Não localizamos trabalho que tenha comparado essas quatro variantes, sintetizado suas características, testado em base de dados reais e revelado os resultados dos testes. A síntese dessas abordagens está na **Figura 4.1**. Nessa figura vemos que, partindo da contagem das perdas e da severidade das mesmas, dispomos de quatro formas de chegarmos à distribuição de perdas mensais. As quatro variantes são:

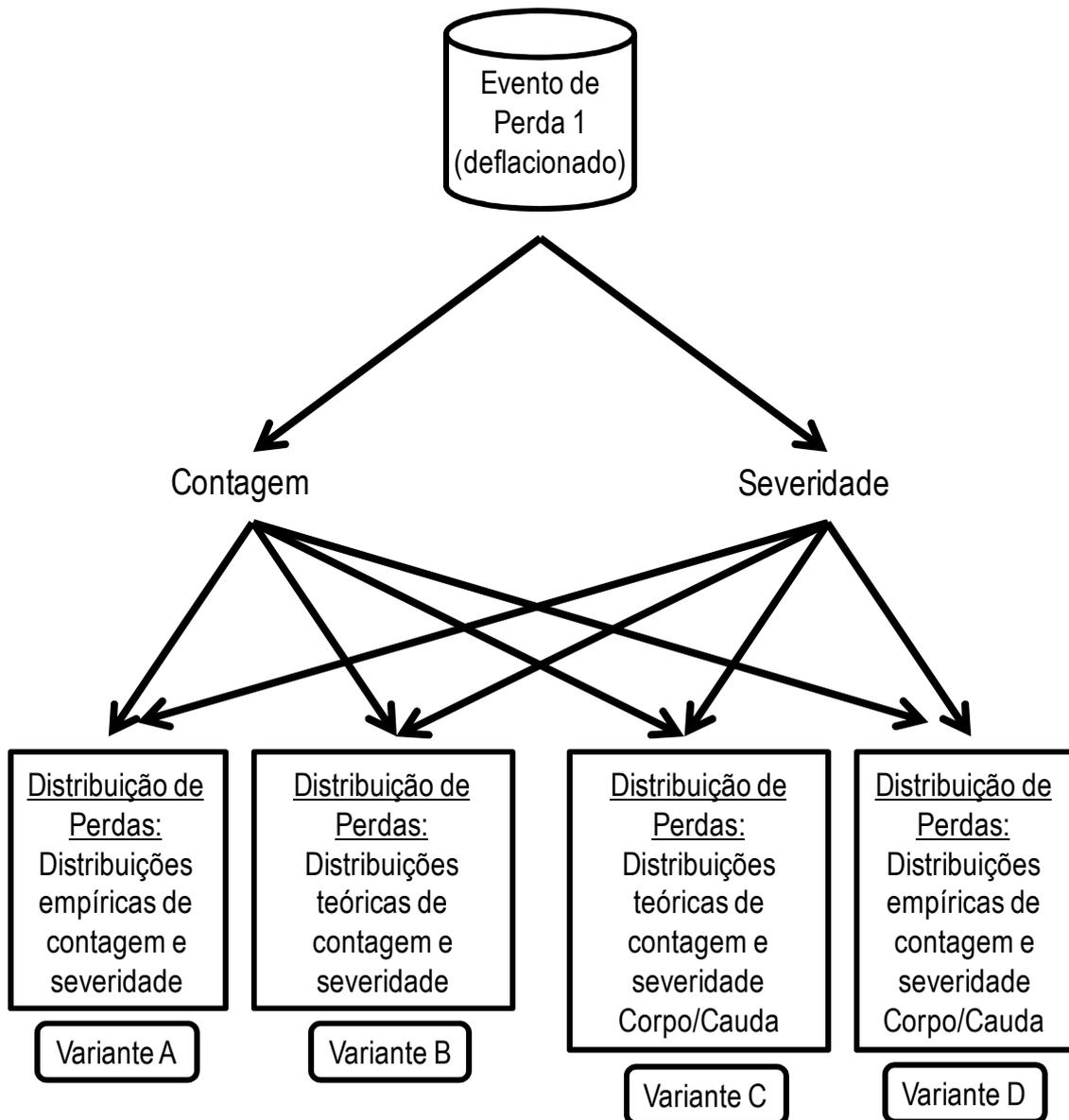


Figura 4.1 – Quatro Variantes para Quantificação do Risco Operacional por *Loss Distribution Approach*.

4.4.1. Variante A. Contagem de distribuição empírica e severidade de distribuição empírica

Na **Variante A** do *Loss Distribution Approach* obtém-se a distribuição de perdas mensais apenas com distribuições empíricas.

Como veremos adiante, constatamos que a **Variante A** do LDA trouxe os melhores resultados para os dados disponíveis. Ela é mais simples que as demais, pois não demanda quebra entre corpo e cauda e não necessita de ajustes de distribuições

teóricas aos dados. Não há necessidade de separação entre corpo e cauda, pois o procedimento por percentis descrito no **Item 4.2** acima (uso de distribuições amostrais) já captura os detalhes da distribuição no corpo e na cauda. Essa variante está descrita na **Figura 4.2**.

Nos **Passos A1 e A2** da **Figura 4.2** deflacionamos os eventos de perda operacional pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e separamos um dos eventos de perda operacional para proceder com a quantificação do risco. Como exemplo utilizaremos o Evento de Perda 4.

Obtivemos a distribuição empírica da contagem mensal do Evento de Perda 4 nos **Passos A3 e A4**, pelos percentis da contagem mensal amostral, conforme descrevemos no **Item 4.2** acima (uso de distribuições amostrais). Obtivemos a distribuição empírica da severidade do Evento de Perda 4 nos **Passos A5 e A6** de forma semelhante.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4, nos **Passos A7 a A11** da **Figura 4.2**, geramos um número aleatório M pela distribuição empírica da contagem mensal obtida no **Passo A4**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição empírica de severidade obtida no **Passo A6**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4.

4.4.2. Variante B. Ajuste de distribuição teórica à contagem e a ajuste de distribuição teórica à severidade

A **Variante B** do *Loss Distribution Approach* dispensa o estabelecimento de *threshold* entre corpo e cauda, mas faz o ajuste de distribuição teórica à contagem e a ajuste de distribuição teórica à severidade.

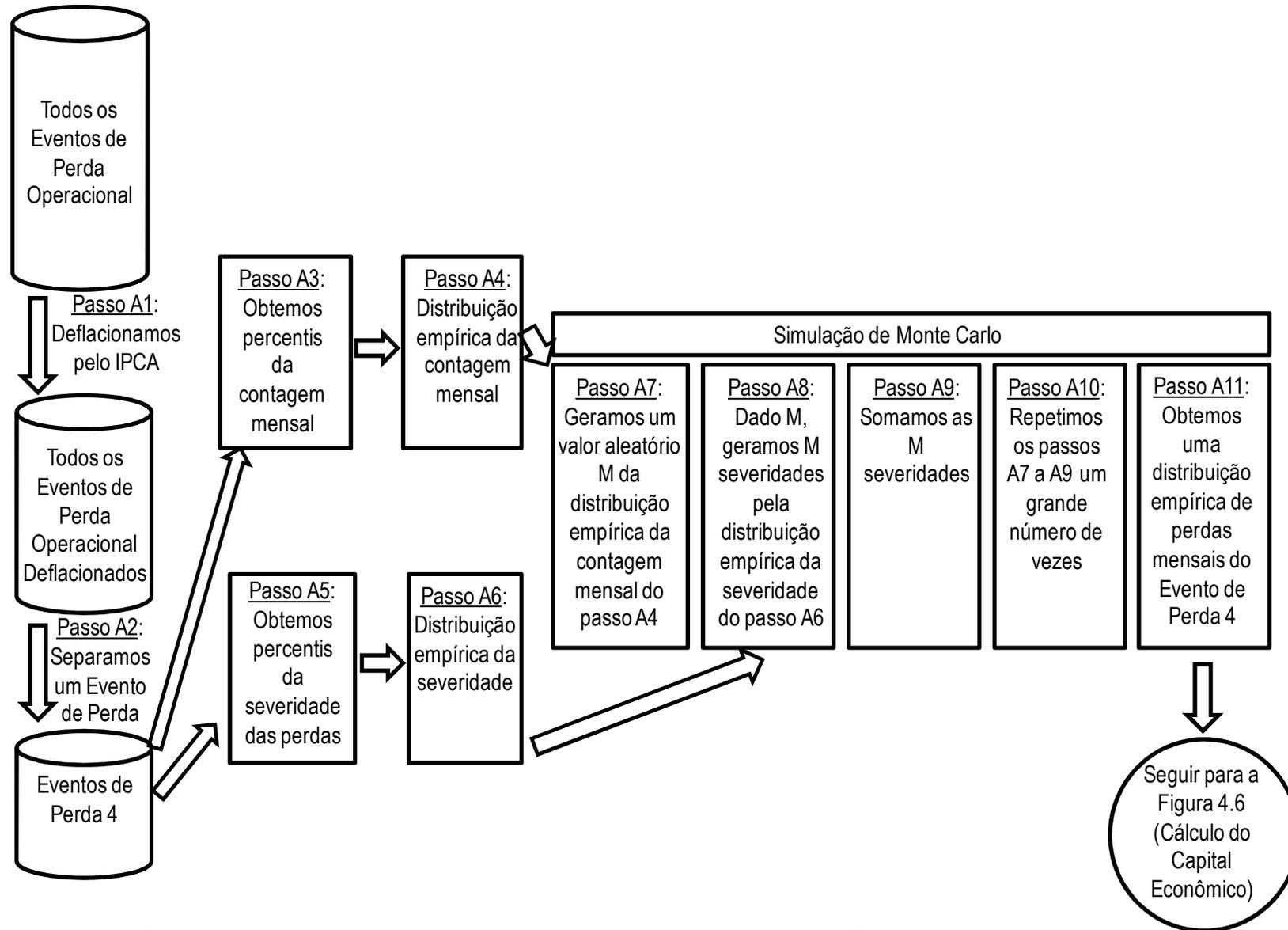


Figura 4.2 – Variante A do *Loss Distribution Approach* que utiliza apenas distribuições empíricas.

Nos **Passos B1 e B2** da **Figura 4.3** deflacionamos os eventos de perda operacional pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e separamos um dos eventos de perda operacional para proceder com a quantificação do risco. Como exemplo utilizaremos o Evento de Perda 4.

Obtemos a distribuição teórica discreta que se ajusta à contagem mensal do Evento de Perda 4 nos **Passos B3 a B6**. Procedemos com a contagem mensal das perdas. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas discretas potenciais. O **Quadro 4.1** mostra as distribuições teóricas discretas testadas para ajuste à contagem das perdas operacionais.

Bernoulli
Binomial
Geométrica
Hipergeométrica
Série Logarítmica
Binomial Negativa
Poisson
Uniforme Discreta

Quadro 4.1 - Distribuições teóricas discretas testadas para ajuste à contagem das perdas operacionais.

Verificamos o ajuste pela medida de Kullback-Leibler. Escolhemos distribuição discreta que se ajuste à contagem.

Obtemos a distribuição teórica contínua que se ajusta à severidade do Evento de Perda 4 nos **Passos B7 a B10**. Fazemos um histograma da severidade pela contagem por faixas de valores. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas contínuas potenciais. O **Quadro 4.2** mostra as distribuições teóricas contínuas testadas para ajuste à severidade das perdas operacionais.

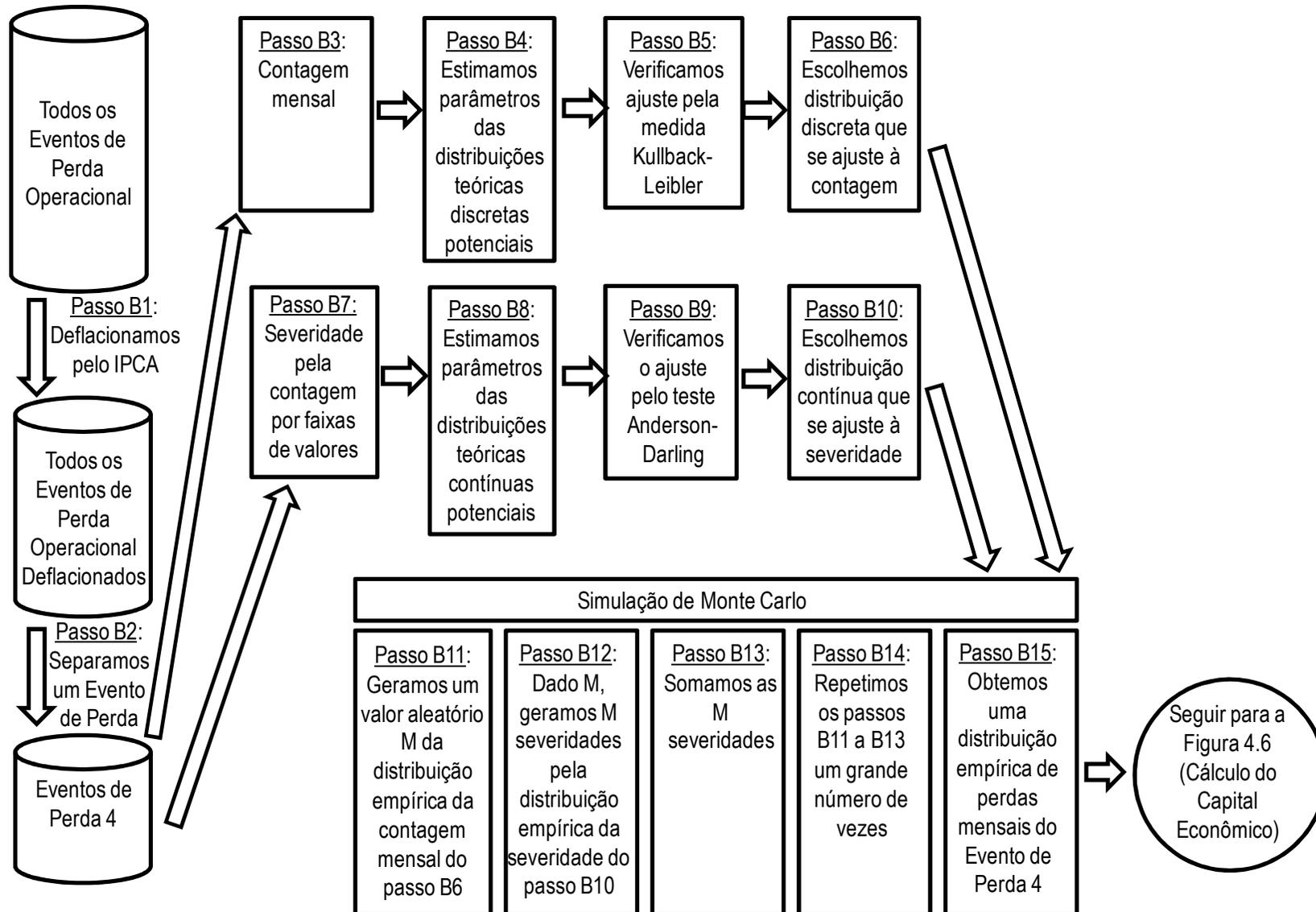


Figura 4.3 – Variante B do *Loss Distribution Approach* que utiliza distribuições teóricas de contagem e de severidade.

Beta	Lognormal
Cauchy	Normal
Erlang	Pareto
Erro	Pearson Tipo 5
Exponencial	Pearson Tipo 6
Função Power	Power Exponencial
F	Qui-Quadrada
Gama	Random Walk
Gaussiana Inversa	Rayleigh
Weibull Inversa	t de Student
Johnson S_B	Triangular
Johnson S_U	Uniforme
Laplace	Valores Extremos (2 tipos)
Logística	Wald
Log-Laplace	Weibull
Log-Logística	

Quadro 4.2 - Distribuições teóricas contínuas testadas para ajuste à severidade das perdas operacionais.

Verificamos o ajuste pelo teste Anderson-Darling. Escolhemos distribuição contínua que se ajuste à severidade.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4, nos **Passos B11 a B15** da **Figura 4.3**, geramos um número aleatório M pela distribuição discreta teórica escolhida no **Passo B6**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição contínua teórica escolhida no **Passo B10**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4.

Observamos que a **Variante B** representou uma alternativa desfavorável para os dados disponíveis. Não observamos qualquer ajuste adequado de distribuições

teóricas à contagem ou à severidade dos eventos de perda 1, 2, 3 ou 4. A dificuldade de ajuste de distribuições teóricas à contagem e à severidade motiva a separação entre corpo e cauda por um *threshold*, mencionada anteriormente neste capítulo no **item 4.3** (Corpo e cauda da distribuição de perdas), pois isso amplia as possibilidades de ajuste.

4.4.3. Variante C. Contagem com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda; severidade com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda

A **Variante C** do *Loss Distribution Approach* estabelece *threshold* entre corpo e cauda e faz o ajuste de distribuições teóricas às contagens de corpo e cauda e ajuste de distribuições teóricas às severidades de corpo e cauda.

Nos **Passos C1** e **C2** da **Figura 4.4** deflacionamos os eventos de perda operacional pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e separamos um dos eventos de perda operacional para proceder com a quantificação do risco. Como exemplo utilizaremos o Evento de Perda 4.

No **Passo C3** estabelecemos o *threshold* pelo *Hill Plot* e separamos a base de perdas do Evento de Perda 4 em perdas do corpo e perdas da cauda.

Obtemos a distribuição teórica discreta que se ajusta à contagem mensal do Evento de Perda 4 no corpo nos **Passos C4** a **C7**. Procedemos com a contagem mensal das perdas. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas discretas potenciais. Verificamos o ajuste pela medida de Kullback-Leibler. Escolhemos distribuição discreta que se ajuste à contagem.

Obtemos a distribuição teórica contínua que se ajusta à severidade do Evento de Perda 4 no corpo nos **Passos C8** a **C11**. Fazemos um histograma da severidade pela contagem por faixas de valores. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas contínuas potenciais. Verificamos o ajuste pelo teste Anderson-Darling. Escolhemos distribuição contínua que se ajuste à severidade.

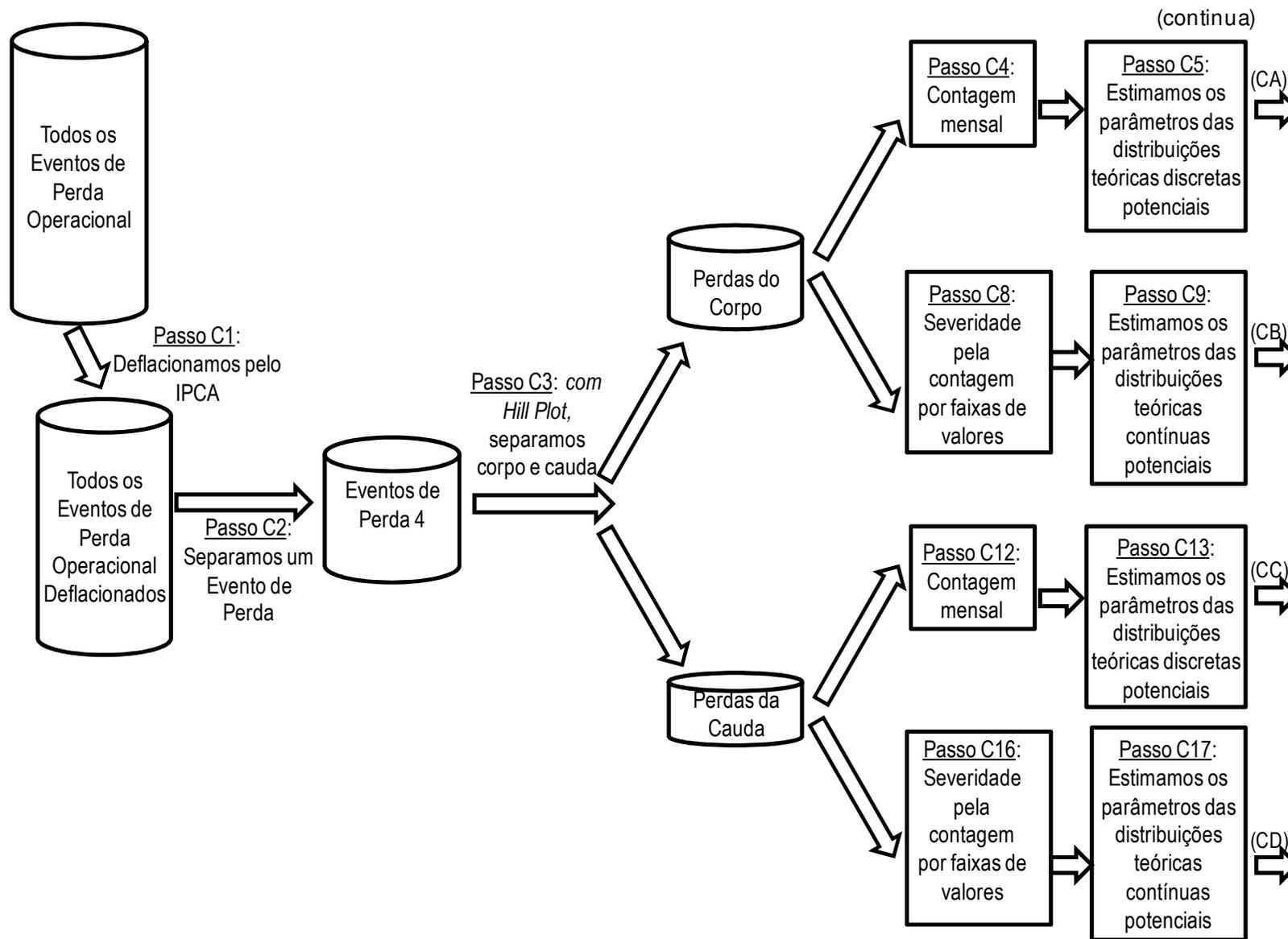


Figura 4.4 – Variante C do *Loss Distribution Approach* que busca ajuste de distribuições teóricas no corpo e na cauda.

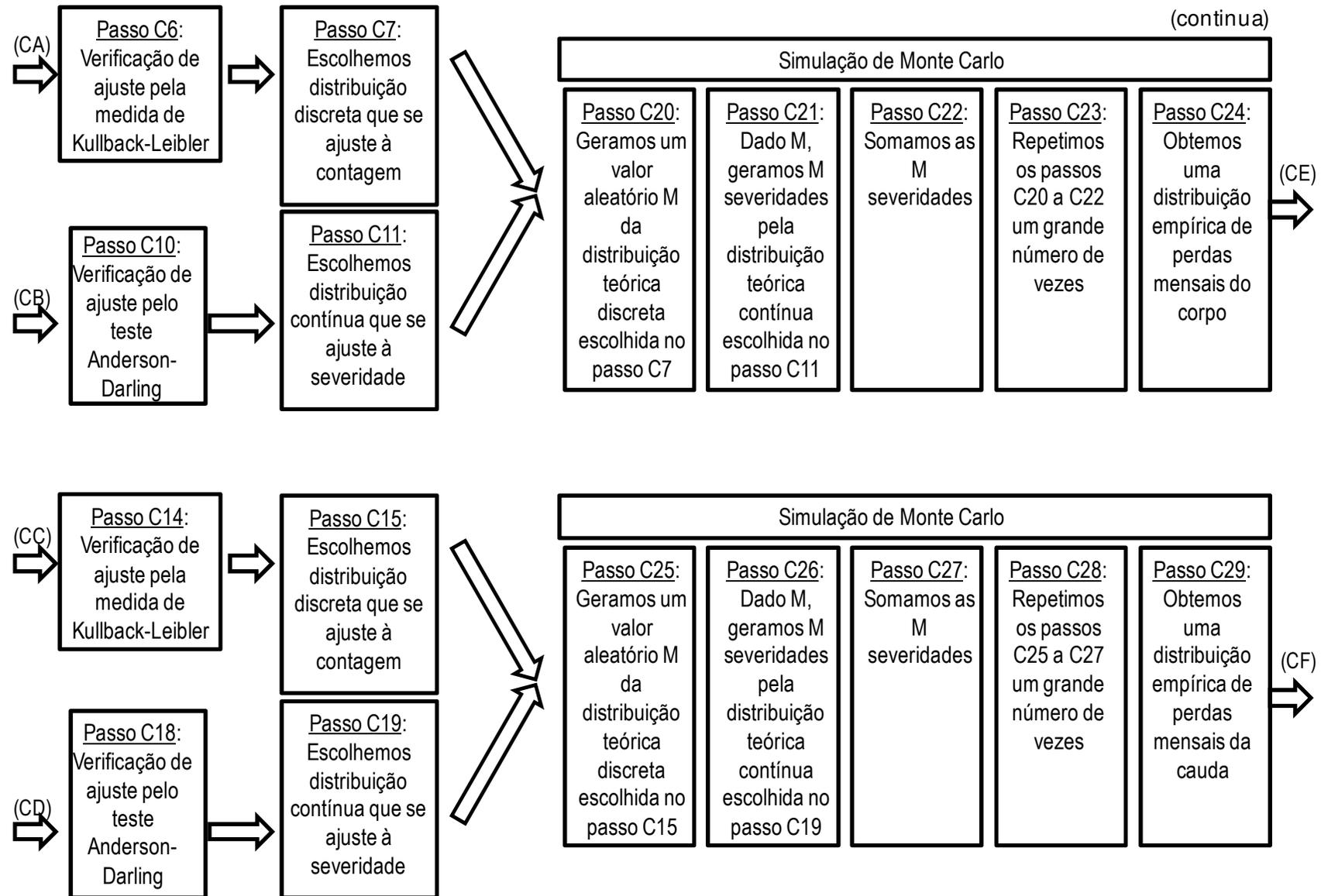


Figura 4.4 – Variante C do *Loss Distribution Approach* que busca ajuste de distribuições teóricas no corpo e na cauda.

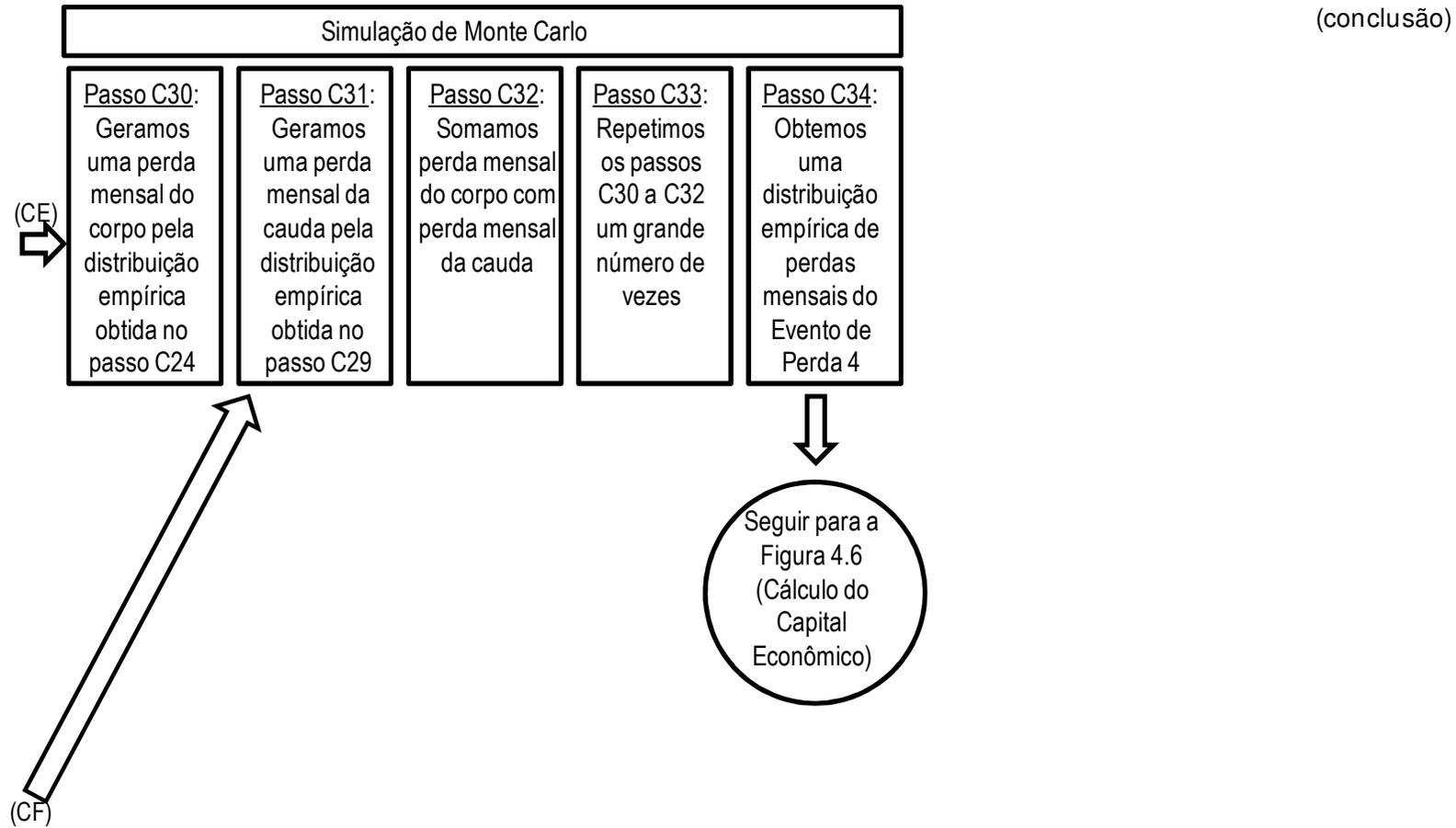


Figura 4.4 – Variante C do *Loss Distribution Approach* que busca ajuste de distribuições teóricas no corpo e na cauda.

Obtemos a distribuição teórica discreta que se ajusta à contagem mensal do Evento de Perda 4 na cauda nos **Passos C12 a C15**. Procedemos com a contagem mensal das perdas. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas discretas potenciais. Verificamos o ajuste pela medida de Kullback-Leibler. Escolhemos distribuição discreta que se ajuste à contagem.

Obtemos a distribuição teórica contínua que se ajusta à severidade do Evento de Perda 4 na cauda nos **Passos C16 a C19**. Fazemos um histograma da severidade pela contagem por faixas de valores. Estimamos os parâmetros das distribuições teóricas contínuas potenciais. Verificamos o ajuste pelo teste Anderson-Darling. Escolhemos distribuição contínua que se ajuste à severidade.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 no corpo, nos **Passos C20 a C24** da **Figura 4.4**, geramos um número aleatório M pela distribuição discreta teórica escolhida no **Passo C7**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição contínua teórica escolhida no **Passo C11**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 no corpo, por meio de seus percentis.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 na cauda, nos **Passos C25 a C29** da **Figura 4.4**, geramos um número aleatório M pela distribuição discreta teórica escolhida no **Passo C15**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição contínua teórica escolhida no **Passo C19**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 na cauda, por meio de seus percentis.

Para gerarmos a distribuição de perdas mensais totais do Evento de Perda 4, considerando corpo e cauda, seguindo os **Passos C30 a C34** da **Figura 4.4**,

geramos aleatoriamente uma perda mensal do corpo pela distribuição empírica obtida no **Passo C24**, geramos aleatoriamente uma perda mensal da cauda pela distribuição empírica obtida no **Passo C29**, somamos perda mensal do corpo com perda mensal da cauda, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais totais do Evento de Perda 4, por meio de seus percentis.

A **Variante C** do LDA não foi satisfatória para a base de dados disponível pois só observamos ajuste de distribuições teóricas às contagens e às severidades de corpo e da cauda do Evento de Perda 4, conforme pode ser visto na **Tabela D.2** (Ajuste para corpo e cauda com *threshold* pelo *Hill Plot*) do **Apêndice D**. Isso não significa que esses ajustes não sejam satisfatórios para outras bases de dados.

Como a **Variante C** é a mais complexa, pois contempla a quebra de corpo e cauda e o ajuste de distribuições teóricas, incluímos um exemplo completo no **Apêndice E**.

Consideramos que o foco deve estar nas propriedades da distribuição de perdas. O ajuste de distribuições teóricas à distribuição de perdas anuais do banco foi satisfatório, conforme mostraremos no **Capítulo 6** (Resultados).

4.4.4. Variante D. Contagem corpo/cauda de distribuições empíricas e severidade corpo/cauda de distribuições empíricas

A **Variante D** do *Loss Distribution Approach* estabelece um *threshold* entre corpo e cauda, mas com essa variante obtém-se a distribuição de perdas mensais apenas com distribuições empíricas.

Nos **Passos D1** e **D2** da **Figura 4.5** deflacionamos os eventos de perda operacional pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) e separamos um dos eventos de perda operacional para proceder com a quantificação do risco. Como exemplo utilizaremos o Evento de Perda 4.

No **Passo D3** estabelecemos o *threshold* pelo *Hill Plot* e separamos a base de perdas do Evento de Perda 4 em perdas do corpo e perdas da cauda.

Obtemos a distribuição empírica da contagem mensal do Evento de Perda 4 no corpo nos **Passos D4** e **D5**, pelos percentis da contagem mensal amostral, conforme descrevemos no **Item 4.2** acima (uso de distribuições amostrais). Obtemos a distribuição empírica da severidade do Evento de Perda 4 no corpo nos **Passos D6** e **D7** de forma semelhante.

Obtemos a distribuição empírica da contagem mensal do Evento de Perda 4 na cauda nos **Passos D8** e **D9**, pelos percentis da contagem mensal amostral, conforme descrevemos no **Item 4.2** acima (uso de distribuições amostrais). Obtemos a distribuição empírica da severidade do Evento de Perda 4 na cauda nos **Passos D10** e **D11** de forma semelhante.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 no corpo, nos **Passos D12** a **D16** da **Figura 4.5**, geramos um número aleatório M pela distribuição empírica da contagem mensal obtida no **Passo D5**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição empírica de severidade obtida no **Passo D7**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 no corpo, por meio de seus percentis.

Para obtermos a distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 na cauda, nos **Passos D17** a **D21** da **Figura 4.5**, geramos um número aleatório M pela distribuição empírica da contagem mensal obtida no **Passo D9**, arredondamos o valor obtido para o número inteiro mais próximo, geramos M perdas aleatórias pela distribuição empírica de severidade obtida no **Passo D11**, somamos as perdas estimadas para um mês, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores gerados de perdas mensais do corpo do Evento de Perda 4 passam a

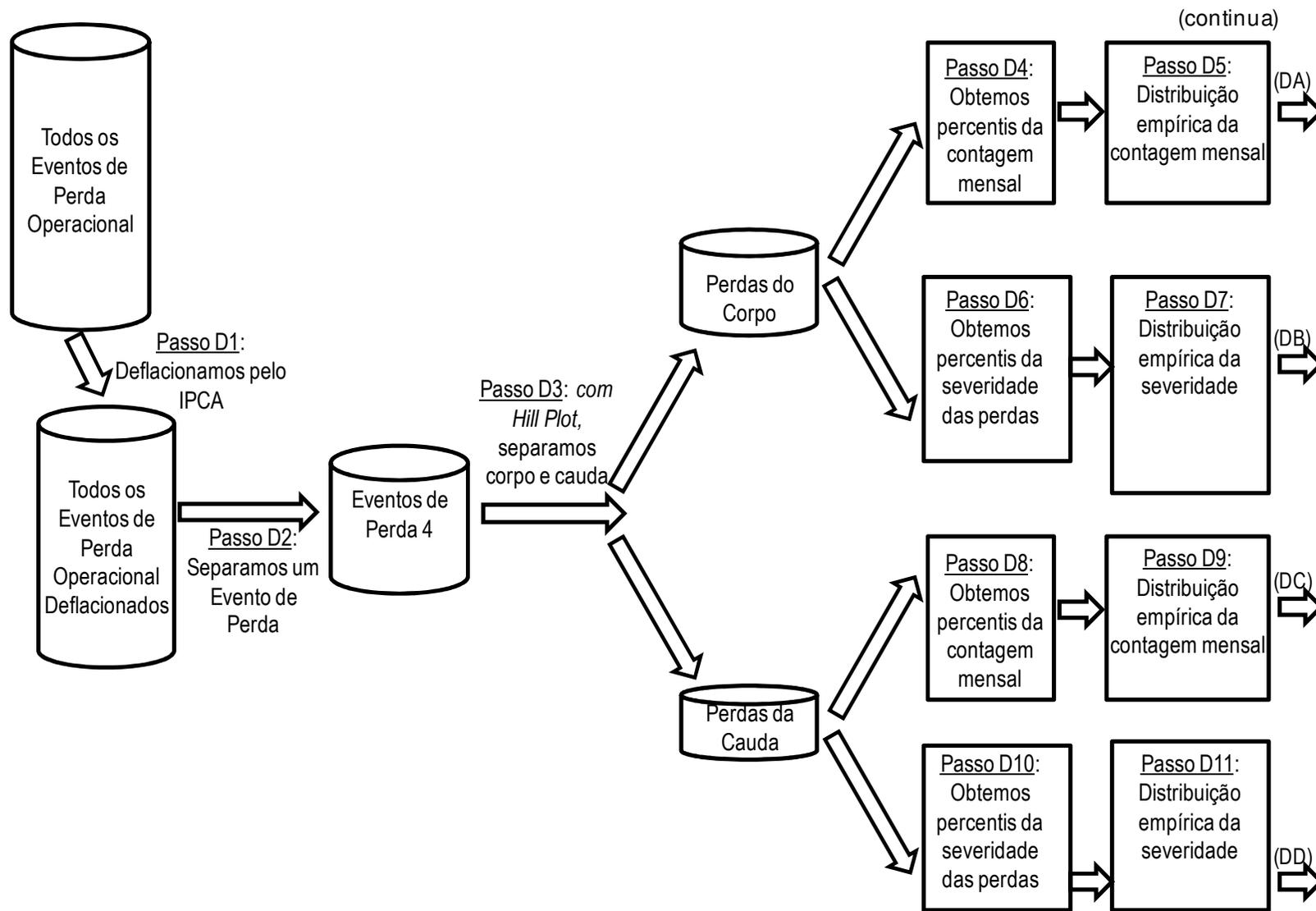


Figura 4.5 – Variante D do *Loss Distribution Approach* que utiliza apenas distribuições empíricas no corpo e na cauda.

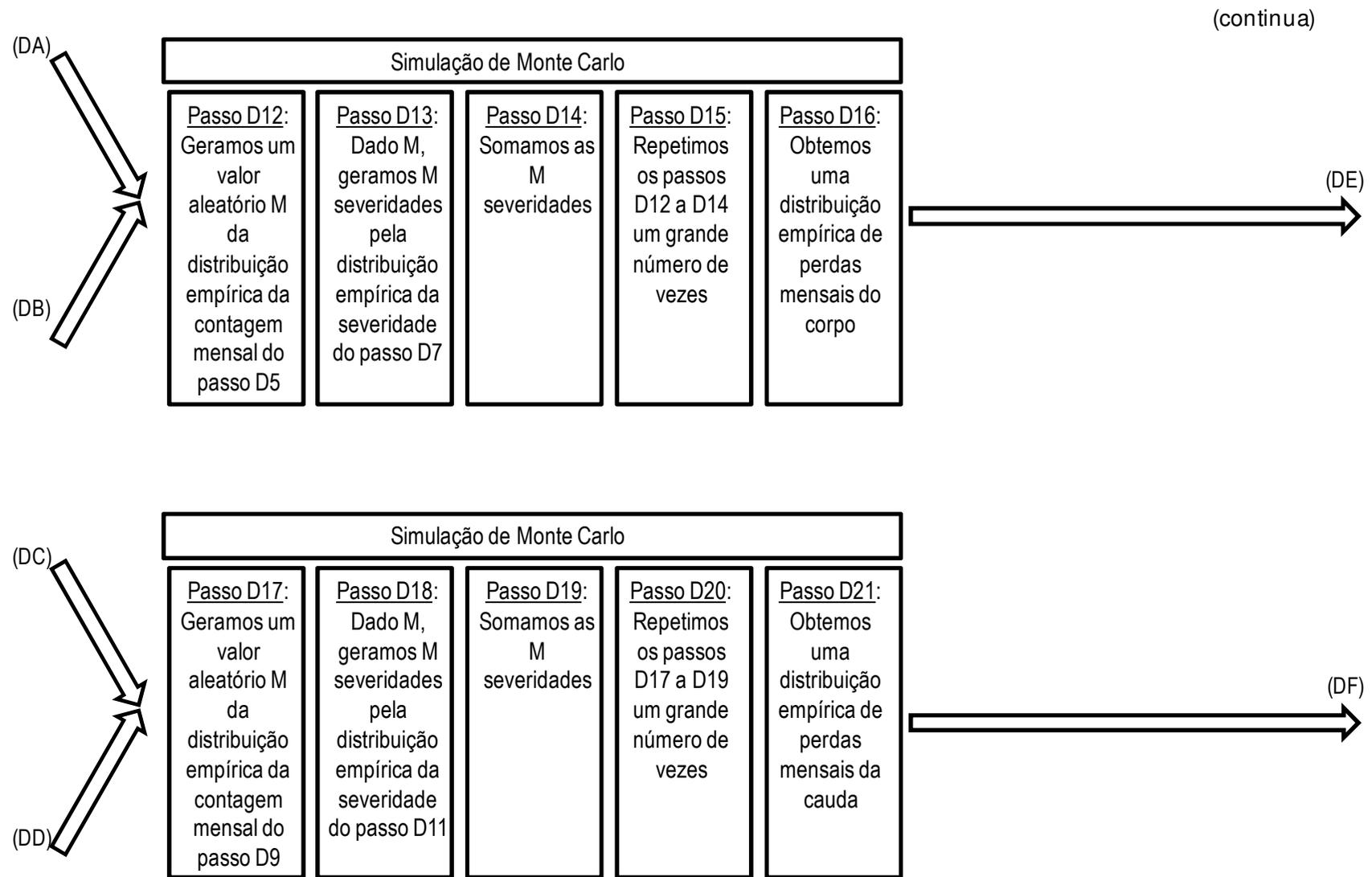


Figura 4.5 – Variante D do *Loss Distribution Approach* que utiliza apenas distribuições empíricas no corpo e na cauda.

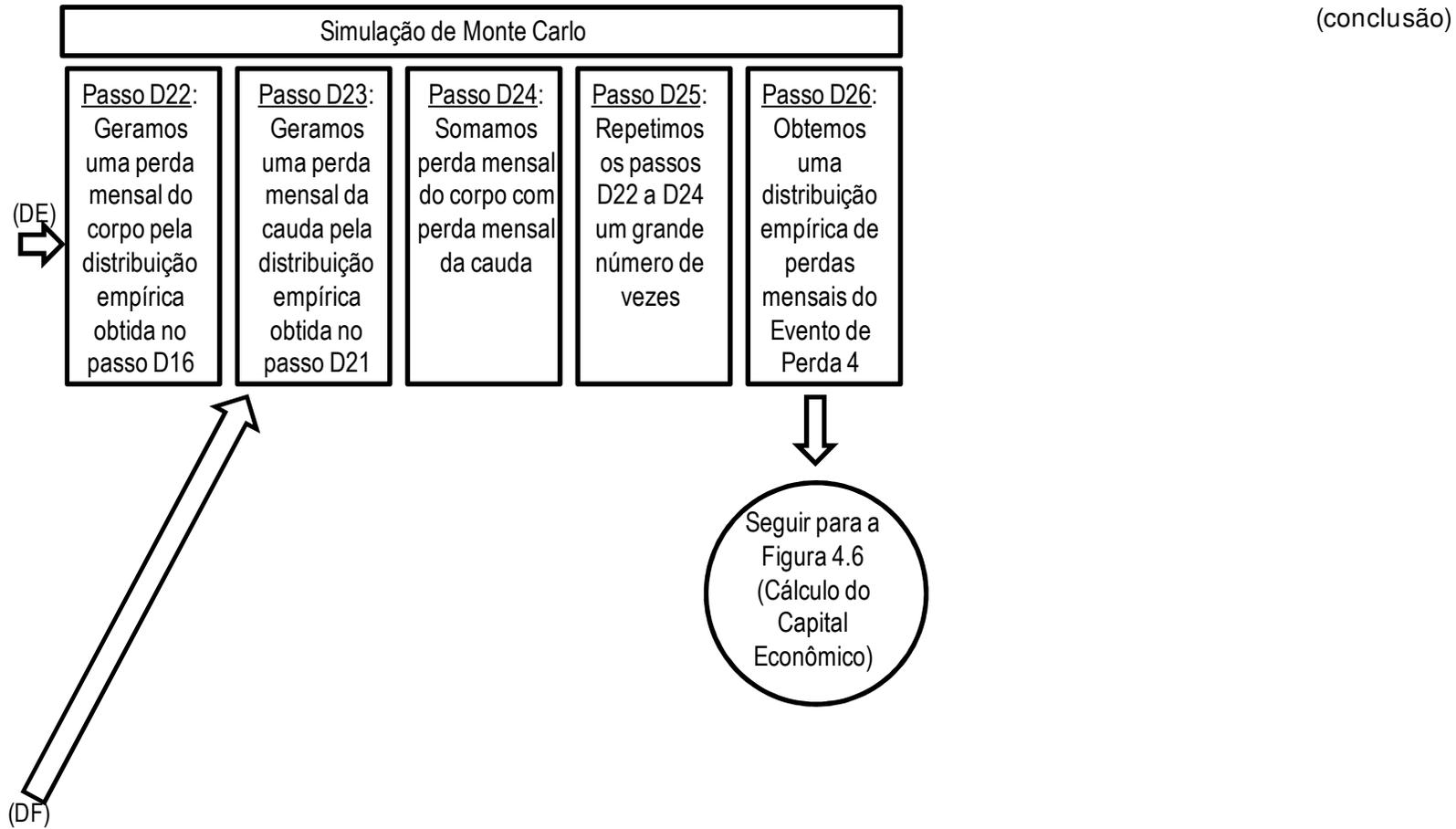


Figura 4.5 – Variante D do *Loss Distribution Approach* que utiliza apenas distribuições empíricas no corpo e na cauda.

compor uma distribuição empírica de perdas mensais do Evento de Perda 4 na cauda, por meio de seus percentis.

Para gerarmos a distribuição de perdas mensais totais do Evento de Perda 4, considerando corpo e cauda, seguindo os **Passos D22 a D26** da **Figura 4.5**, geramos aleatoriamente uma perda mensal do corpo pela distribuição empírica obtida no **Passo D16**, geramos aleatoriamente uma perda mensal da cauda pela distribuição empírica obtida no **Passo D21**, somamos perda mensal do corpo com perda mensal da cauda, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores passam a compor uma distribuição empírica de perdas mensais totais do Evento de Perda 4, por meio de seus percentis.

Não se justifica o uso da **Variante D**, pois as distribuições amostrais já são capturadas na **Variante A**, que é mais simples. Logo, podemos afirmar que ao utilizarmos exclusivamente distribuições empíricas para encontrarmos a distribuição mensal de perdas é desnecessário separar a distribuição de perdas em corpo e cauda.

4.5 Procedimentos para gerar as distribuições de perdas anuais por evento de perda e do banco

Os procedimentos para gerar distribuições de perdas por evento e do banco dão seqüência aos procedimentos para gerar distribuições de perdas mensais, descritos nas variantes do LDA, mencionadas anteriormente neste capítulo.

Para gerarmos a distribuição de perdas anuais de um evento de perda (Evento de Perda 4, por exemplo) a partir da distribuição de perdas mensais obtida por uma das variantes do *Loss Distribution Approach* mencionada anteriormente, consideramos inicialmente que os 12 meses do ano têm comportamentos independentes e identicamente distribuídos. Conforme os **Passos CE1 a CE4** da **Figura 4.6**, geramos aleatoriamente 12 perdas mensais pela distribuição empírica obtida nas Abordagens A, B, C ou D do *Loss Distribution Approach* (**Figuras 4.2, 4.3, 4.4** ou

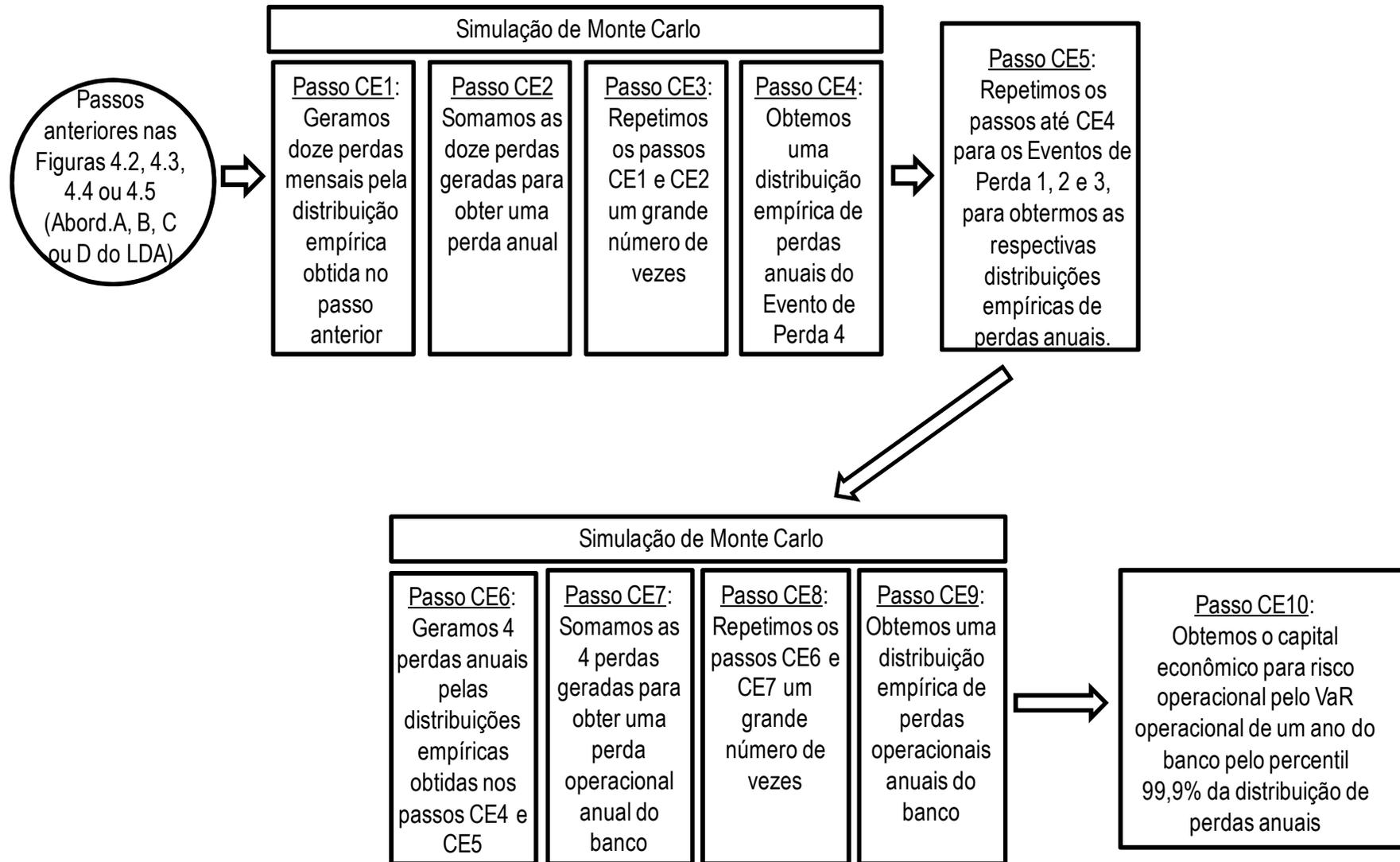


Figura 4.6 – Cálculo do capital econômico anual por evento e do banco.

4.5). Somamos as 12 perdas mensais, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores passam a compor uma distribuição empírica de perdas anuais do evento de perda estudado, por meio de seus percentis.

Se desejarmos calcular o capital econômico para risco operacional apenas para o Evento de Perda 4, podemos utilizar o conceito de VaR Operacional a ser especificado no **Apêndice E** e obter o capital pelo percentil 99,9% da distribuição de perdas anuais do Evento de Perda 4.

No intuito de obtermos as distribuições de perdas anuais dos demais eventos relevantes de perda operacional (Eventos de Perda 1, 2 e 3, por exemplo), no **Passo CE5**, repetiríamos uma das variantes do LDA para obter as respectivas distribuições de perdas mensais e, a seguir, repetiríamos os **Passos CE1 a CE4** para cada um desses eventos relevantes de perda operacional.

Para gerarmos a distribuição de perdas anuais do banco, considerando todos os eventos relevantes de perda operacional (Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4, por exemplo) conforme os **Passos CE6 a CE9**, geramos aleatoriamente quatro perdas anuais pelas respectivas distribuições empíricas, somamos as quatro perdas anuais, repetimos esses passos 10.000 vezes. Esses 10.000 valores passam a compor a distribuição empírica de perdas anuais do banco, o objetivo do capítulo.

Por falta de ajuste de distribuições teóricas aos eventos de perda estudados, propomos chegar ao capital econômico para risco operacional para o banco utilizando exclusivamente distribuições empíricas, sem separação entre corpo e cauda, conforme a **Variante A** do *Loss Distribution Approach*. Portanto, pelo princípio da parcimônia, em nossa opinião, o mais adequado é utilizar a variante mais simples.

5 METODOLOGIA PARA CÁLCULO E DISTRIBUIÇÃO DO VAR OPERACIONAL

Nesse capítulo vamos analisar o cálculo do VaR operacional anual (definido no **Apêndice F**), baseado numa distribuição de perdas anuais.

Há duas maneiras de se calcular o VaR operacional anual:

- a) A partir de um percentil da distribuição de perdas anuais.
- b) A partir da distribuição teórica ajustada às perdas, com a vantagem de podermos estudar as propriedades dessa distribuição.

5.1 Ajuste de distribuição teórica à distribuição de perdas anuais

Após encontrarmos distribuições de perdas anuais com uma das variantes do LDA, vamos estudar essas distribuições com mais detalhe, pois a partir delas calcularemos o capital econômico. O ajuste de uma distribuição teórica à distribuição de perdas anuais será ilustrada no **Capítulo 6** (Resultados).

5.2 Cálculo do VaR a partir da distribuição teórica

Existem muitas distribuições teóricas que podem se ajustar à distribuição de perdas anuais. Como não temos um arcabouço teórico que justifique o ajuste de uma distribuição teórica específica, propomos o ajuste das curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded* por serem flexíveis, conforme exporemos a seguir.

Encontrar uma distribuição teórica que se ajuste à distribuição de perdas anuais possibilita que se derivem propriedades a partir da fórmula funcional das curvas. Também permite propor uma metodologia única e uma solução geral para a distribuição de perdas operacionais.

5.2.1. Descrição e vantagens das curvas de Johnson.

O **Apêndice B** (Distribuições de severidade) descreve as curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded*. Não localizamos estudos que já tenham utilizado essas

curvas para o ajuste à distribuição de perdas operacionais ou em outros aspectos da quantificação de risco operacional. O uso dessas curvas faz parte das contribuições ao conhecimento da presente texto.

O que se segue comenta algumas características e vantagens no uso das curvas de Johnson.

As três curvas de Johnson, *Bounded System*, *Lognormal System* (Lognormal de dois ou de três parâmetros) e *Unbounded System*, estão descritas em Johnson (1949, 1965, 1974), Hahn e Shapiro (1967), Tuenter (2001), Law (2007) e Alexander (2008). A primeira das vantagens do uso das curvas de Johnson em detrimento de outras curvas teóricas é a flexibilidade, pois contam com até quatro parâmetros e possibilitam o ajuste a dados tanto limitados por valores mínimo e máximo quanto a dados sem limitação máxima. A segunda vantagem é que permitem uma cobertura maior de combinações de assimetria e curtose do que outras distribuições contínuas, conforme mostram Hahn e Shapiro (1967). A terceira vantagem é a relação direta das três curvas de Johnson com a curva Normal, o que permite implantá-las em qualquer pacote estatístico que contenha a Normal parametrizada.

A distribuição Lognormal de dois parâmetros, usualmente utilizada na quantificação de risco operacional, é um caso especial de uma das três curvas de Johnson, a *Lognormal System* de três parâmetros.

Quanto ao desempenho das curvas de Johnson nos resultados da pesquisa, no mostraremos no **Apêndice E** e no **Capítulo 6** que a flexibilidade das curvas de Johnson para o ajuste a distribuições empíricas se mostrou de três formas durante a pesquisa:

- As curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded* se ajustaram à severidade do corpo e à severidade da cauda, respectivamente, do Evento de Perda 3, ao exemplificarmos a **Variante C** do LDA.
- A Curva de Johnson *Unbounded* se ajustou à distribuição de perdas anuais do banco.
- A Curva de Johnson *Unbounded* se ajustou à distribuição dos VaRs do banco.

5.2.2. VaR pela tabela da curva de Gauss.

Como as curvas de Johnson tem relação direta com a Distribuição Normal Padrão, conforme as equações (20) e (26) do **Apêndice B**, podemos calcular o VaR a 99,9% pela tabela da curva de Gauss.

5.3. Cálculo do VaR anual por evento e VaR anual do banco.

A motivação do cálculo do VaR anual por evento de perda é a regra de Pareto, ou seja, desejamos priorizar ações para redução dos eventos de perda que representem maior risco operacional para o banco.

Das distribuições de perdas anuais por evento de perda, obtidas nos **Passos CE4 e CE5** da **Figura 4.6** (Cálculo do capital econômico por evento e do banco) do **Capítulo 4**, podemos calcular o VaR operacional anual para cada evento de perda. Como vimos acima, o VaR pode ser calculado tanto a partir de um percentil da distribuição de perdas anuais quanto a partir da distribuição teórica ajustada às perdas.

Das distribuições de perdas anuais do banco, obtidas nos **Passos CE6 a CE9** da **Figura 4.6** do **Capítulo 4**, podemos calcular o VaR operacional anual do banco. Novamente, o VaR pode ser calculado tanto a partir de um percentil da distribuição de perdas anuais (**Passo CE10**) quanto a partir da distribuição teórica ajustada às perdas.

5.4. A distribuição empírica dos VaRs do banco.

Obter a distribuição empírica dos VaRs do banco,(e conseqüentemente do capital econômico), ao invés de um valor único, proporciona uma visão da confiabilidade da estimativa.

Para isso, repetimos como exemplo 100 vezes os **Passos CE6 a CE9** da **Figura 4.6**. Ou seja, inicialmente geramos quatro perdas anuais pelas distribuições

empíricas de cada evento de perda obtidas dos **Passos CE4 e CE5**. Somamos as quatro perdas geradas para obter uma perda operacional anual do banco. Repetimos os dois passos anteriores 1000 vezes. Obtemos uma distribuição empírica de perdas operacionais anuais do banco. De 100 repetições geramos 100 distribuições de perdas anuais do banco e calculamos 100 VaRs operacionais do banco pelo percentil 99,9%.

Essa distribuição dos VaRs do banco pode ser útil para a supervisão bancária conhecer melhor o cálculo do VaR da instituição financeira. Está previsto no Acordo de Capitais Basileia II (BIS, 2006), em seu pilar II (papel da supervisão bancária na estabilidade do sistema financeiro internacional), que o supervisor bancário pode exigir uma maior nível de capital regulatório do banco caso considere o capital calculado no pilar I (requerimento de capital para os riscos de crédito, mercado e operacional) insuficiente para suportar os riscos. Uma distribuição dos VaRs dá um parâmetro objetivo para o supervisor bancário pois expõe uma faixa de valores para a exigência de capital adicional.

5.5. Ajuste de uma distribuição teórica a distribuição empírica dos VaRs do banco.

Como já dissemos, é importante ajustar uma distribuição teórica por podemos estudar as propriedades dessa distribuição. Esse raciocínio se aplica ao estudarmos a distribuição empírica dos VaRs do banco. Podemos ajustar diversas distribuições contínuas mas a sugestão é novamente ajustar uma das curvas de Johnson por sua flexibilidade.

6 RESULTADOS

Nesse capítulo vamos seguir a seguinte sequência para guiar um analista de risco em como deveria proceder para analisar as perdas operacionais de uma instituição financeira:

- Análise dos dados.
- Estatísticas, distribuições de perdas mensais e anuais por evento e VaR por evento.
- Distribuição de perdas anuais do banco e VaR do banco.
- Ajuste de uma distribuição teórica à distribuição de perdas anuais do banco.
- Distribuição empírica dos VaRs.
- Ajuste de uma distribuição teórica à distribuição empírica dos VaRs.

6.1 Análise dos Dados

A base de dados de perdas operacionais utilizada na pesquisa foi fornecida por um banco brasileiro de grande porte. Num acordo por escrito de troca de conhecimentos, foi possível obtermos dois anos de dados, 2006 e 2007, para quatro tipos de perda. As linhas de negócio de banco de atacado e banco de investimento não fazem parte da base. Portanto supomos que perdas são de atividades de banco comercial de varejo. Quanto aos tipos de perdas que compõem a base, sabemos apenas que não representam perdas trabalhistas nem perdas fiscais.

Ao analisar uma base de dados devemos considerar os seguintes aspectos:

- Fonte da informação:

Nossa base: Todas as perdas da base foram registradas na contabilidade, o que traz o benefício da conciliação contábil e do fechamento do caixa para a documentação da fonte dos dados.

- Região de ocorrência.

Nossa base: São perdas operacionais ocorridas em todo o Brasil.

- Mudanças do padrão de contagem dentro do período estudado.

Nossa base: Há indícios de mudança de comportamento da contagem no Evento de Perda 3, conforme mostramos no exemplo da **Variante C** do LDA, no **Apêndice E**. O patamar da contagem das perdas sobe desproporcionalmente nos últimos três meses de 2007. Decidimos excluir essas observações.

- Dados completos ou incompletos na severidade.

Nossa base: A base de dados não foi truncada, ou seja, da base não foi excluída qualquer perda abaixo de determinado valor. Os dados também não sofreram censura, ou seja, da base não foi excluída qualquer perda acima de determinado valor. Essas definições de truncar e censurar seguem Bee (2005). Isso é uma vantagem pois favorece uma base de dados fidedigna. Todos os valores monetários foram multiplicados, pela área de risco do banco, por um fator desconhecido do autor, para preservar a confidencialidade.

- Dados internos ou externos.

Nossa base: As perdas são todas internas da instituição.

- Dados conhecidos ou estimados por análise de cenários.

Nossa base: Os dados são conhecidos, contabilizados. Não tivemos acesso a dados produzidos por análise de cenários.

- Mudanças no ambiente de controle que podem afetar o risco operacional.

Nossa base: Analisando notícias, comunicados ao mercado e demonstrações financeiras da instituição financeira, verificamos haver alguns eventos que poderiam levantar a questão se as perdas passadas seriam um bom parâmetro para explicar as perdas futuras. Alguns desses eventos poderiam ser: compras de carteiras de empréstimos, compra de instituições financeiras menores e ampliação da carteira de clientes de cartão de crédito. Sem ter acesso a um detalhamento do efeito desses eventos, optamos por considerar que as perdas passadas podem ser utilizadas para o cálculo do capital econômico para risco operacional.

- Inflação no período.

Nossa base: Todos os valores monetários foram corrigidos pelo Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), para serem trazidos a valor presente de 31 de dezembro de 2005. Como estamos com dados mascarados, para simplificar optamos por tomar a variação total do IPCA em 2006 e 2007, que foi de 5,7%, e aplicá-la uniformemente, mês a mês, em todas as perdas, de acordo com a data de ocorrência.

- Extensão de tempo da base de dados.

Nossa base: O Acordo de Capitais Basiléia II pede que os dados sejam coletados por um período de cinco anos e, transitoriamente, três anos. A base disponível conta com dois anos de perdas operacionais, mas dela já foi possível modelar a quantificação de risco operacional. Para obtermos um padrão histórico para a contagem dessas perdas, mostrou-se conveniente trabalhar em base mensal, com 24 observações de contagem para cada tipo de perda.

- Possível existência de *outliers*.

Nossa base: No extremo da distribuição, algumas poucas perdas elevadas podem deslocar em demasiado a média, a variância, a curtose e a assimetria. O procedimento em geral foi não excluir os dados que poderiam ser considerados *outliers*, mas sim verificar se indicavam algum erro na base de dados. Registramos alguns *outliers*, mas todos foram incluídos nas estimativas de capital econômico pois temos o benefício do conservadorismo. O risco é ser conservador em demasiado.

- Datas da perda.

Nossa base: A instituição financeira optou por não nos informar se a data da perda disponibilizada na base de dados é a data de ocorrência, a data de reconhecimento contábil ou a data de liquidação. Como nossa base não contém perdas legais, consideramos que seria incomum encontrarmos perdas com longo tempo decorrido entre ocorrência e liquidação financeira ou entre ocorrência e registro contábil. Consideramos as datas informadas como datas de ocorrência pois isso não altera os resultados e as conclusões da pesquisa.

Em certos tipos de perda operacional verificamos apurações concentradas nos dias finais dos meses, que sugerem haver distorção na data de registro da perda dentro

do mês. Contornamos esse problema ao utilizarmos a contagem mensal de perdas, e não a contagem diária, para tanto proceder com o ajuste de distribuições teóricas discretas quanto para considerar a contagem em distribuições empíricas.

6.2. Resultados sobre os quatro tipos de perda operacional disponíveis.

6.2.1. Estatísticas dos eventos de perda

Trabalhamos com quatro tipos de perda operacional, obtendo as seguintes estatísticas da **Tabela 6.1**:

Tabela 6.1 - Perdas operacionais em 2006 e 2007

Evento de Perda	Contagem	Soma (RMF\$)	Mínimo (RMF\$)	Máximo (RMF\$)	Média (RMF\$)	Desvio-padrão (RMF\$)
EP1	16.835	33.895.123	0	313.754	2.013	6.840
EP2	19.380	13.776.746	0	2.538.760	711	18.492
EP3	2.649	2.089.609	0	337.210	789	7.341
EP4	13.013	4.587.666	0	81.608	353	1.135
Total	51.877	54.349.144	0	2.538.760	1.048	12.103

Fonte: Instituição financeira brasileira de grande porte.

Note que a maior variabilidade das perdas ocorre para o **Evento de Perda 2**, na comparação do desvio-padrão com a média. Não se excluiu qualquer perda abaixo de um valor mínimo.

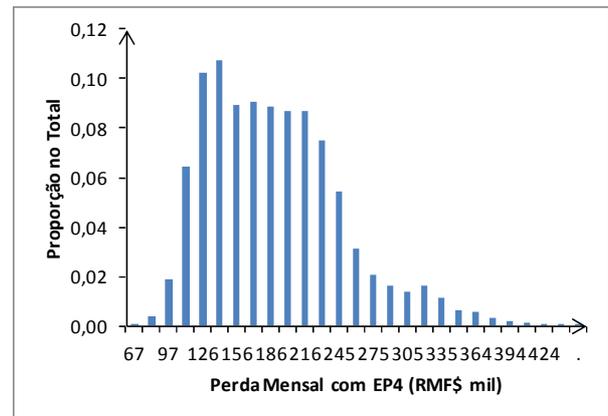
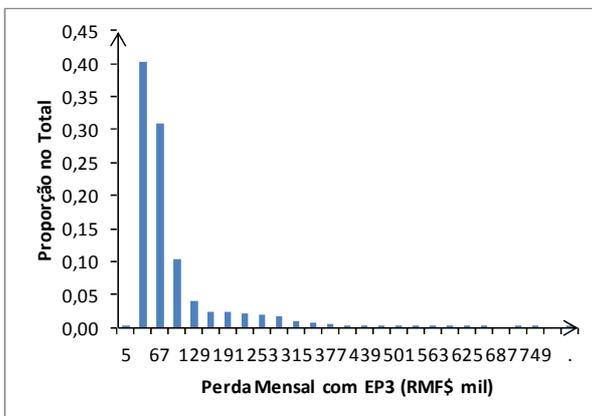
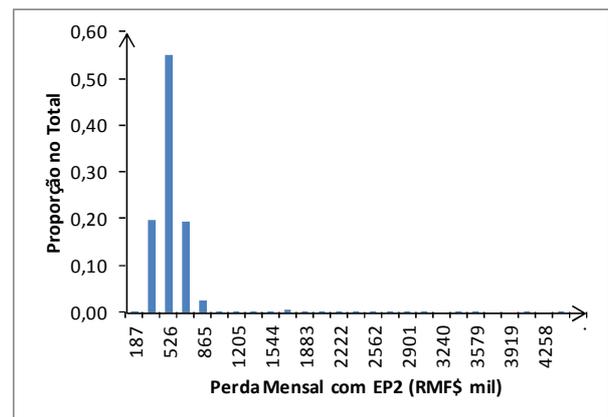
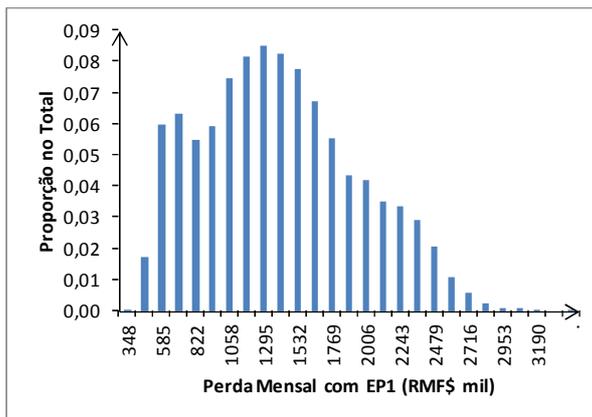
6.2.2. Obtenção de distribuições de perdas mensais por evento

Vamos nos concentrar na **Variante A** do *Loss Distribution Approach*, na qual a distribuição de perdas mensais por evento é obtida por distribuições empíricas de contagem e de severidade. Procedemos conforme a **Figura 4.2** (Variante A do *Loss Distribution Approach* que utiliza apenas distribuições empíricas) do **Capítulo 4**. Essa é a variante do LDA que conduziu a resultados mais convenientes em nossa base de dados. As distribuições obtidas são mostradas na **Tabela 6.2** e nos **Gráficos 6.1 a 6.4**.

Tabela 6.2 - Distribuições de perdas mensais por evento

	EP1	EP2	EP3	EP4
Número de perdas mensais geradas	10.000	10.000	10.000	10.000
Mínima	347.994	186.831	5.021	66.867
1.o Quartil	932.696	373.235	26.706	133.911
2.o Quartil	1.302.938	442.438	43.742	174.819
3.o Quartil	1.706.786	528.327	74.581	217.343
Máxima	3.308.186	4.427.438	780.351	438.664
Média	1.345.150	503.069	72.851	182.052
Desvio-padrão	541.704	313.162	83.393	59.793

Nota: Valores em RMF\$.



Gráficos 6.1 a 6.4 – Distribuições de perdas mensais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4

Notamos que as distribuições de perdas mensais dos Eventos de Perda 2 e 3 têm caudas mais longas que as dos Eventos de Perda 1 e 4. A perda mensal gerada para o Evento de Perda 3 apresentou a maior variabilidade entre as perdas mensais geradas para os eventos estudados, na comparação do desvio-padrão com a média. O Evento de Perda 3 apresenta a maior diferença proporcional entre a média e a mediana (2.o quartil).

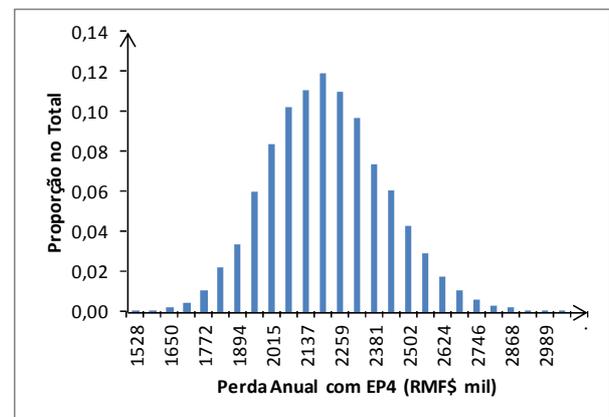
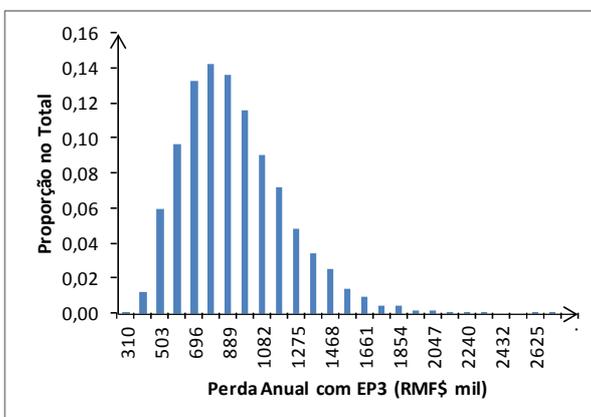
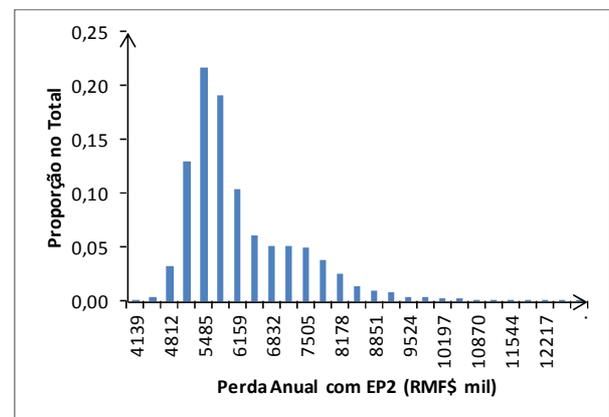
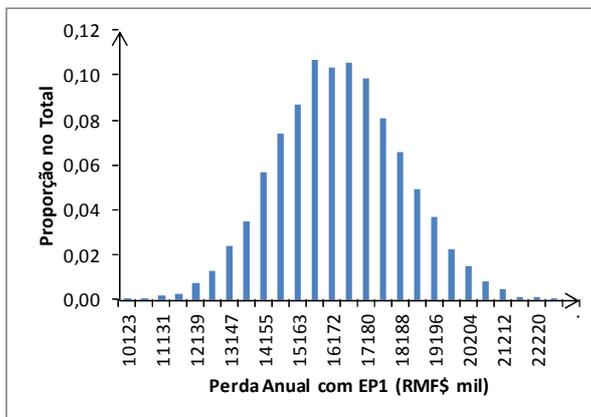
6.2.3. Obtenção de distribuições de perdas anuais por evento e VaR por evento

Obtivemos as distribuições de perdas anuais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4 conforme os procedimentos mostrados na **Figura 4.6** (Cálculo do capital econômico anual por evento e do banco, **Passos CE1 a CE5**) do **Capítulo 4**. As distribuições obtidas são mostradas na **Tabela 6.3** e nos **Gráficos 6.5 a 6.8**.

Tabela 6.3 - Distribuições de perdas anuais por evento

	EP1	EP2	EP3	EP4
Número de perdas anuais geradas	10.000	10.000	10.000	10.000
Mínima	10.122.858	4.139.100	310.032	1.528.461
1.o Quartil	14.877.257	5.289.769	663.596	2.035.850
2.o Quartil	16.116.204	5.666.730	828.116	2.171.807
3.o Quartil	17.394.625	6.573.328	1.040.556	2.314.972
VaR Operacional (Percentil 99,9%)	21.739.719	11.329.344	2.054.007	2.906.083
Máxima	22.724.405	12.553.274	2.721.877	3.050.294
Média	16.148.566	6.038.496	872.151	2.182.231
Desvio-padrão	1.842.968	1.095.822	287.888	208.118

Nota: Valores em RMF\$.



Gráficos 6.5 a 6.8 – Distribuições de perdas anuais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4

Notamos que as distribuições de perdas anuais dos Eventos de Perda 2 e 3 também têm caudas mais longas que as dos Eventos de Perda 1 e 4. Com a soma das perdas mensais para se chegar às perdas anuais, as distribuições passaram a se aproximar do formato da curva normal. A perda anual gerada para o Evento de Perda 3 também apresentou a maior variabilidade entre as perdas anuais geradas para os eventos estudados, na comparação do desvio-padrão com a média.

O capital econômico calculado pelo VaR Operacional para cada um dos quatro eventos de perda indica que a instituição financeira deveria priorizar o controle do risco operacional com o Evento de Perda 1 frente aos demais eventos estudados, se levasse em consideração apenas o impacto de cada evento de perda no capital econômico.

6.3 Obtenção da distribuição de perdas anuais do banco e VaR do banco

Das distribuições de perdas anuais dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4 obtidas no item anterior, procedemos conforme a **Figura 4.6** (Cálculo do capital econômico anual por evento e do banco, **Passos CE6 a CE10**) do **Capítulo 4** para chegarmos à distribuição de perdas anuais do banco. A distribuição de perdas anuais do banco é mostrada na **Tabela 6.4** e no **Gráficos 6.9**.

Tabela 6.4 - Distribuição de perdas anuais do banco

	Banco
Número de perdas anuais geradas	10.000
Mínima	18.302.714
1.o Quartil	23.703.230
2.o Quartil	25.096.131
3.o Quartil	26.593.678
VaR Operacional (Percentil 99,9%)	32.401.891
Máxima	35.149.548
Média	25.190.528
Desvio-padrão	2.162.298

Nota: Valores em RMF\$.

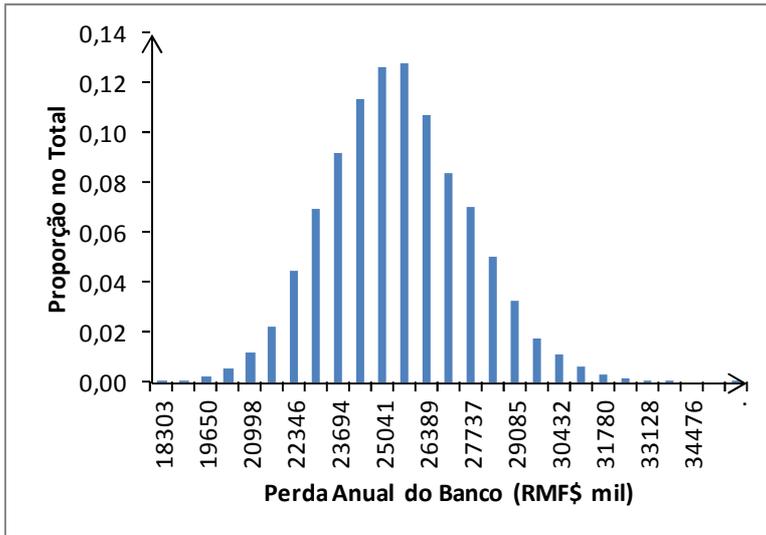


Gráfico 6.9 – Distribuição de perdas anuais do banco.

Dessa distribuição de perdas anuais do banco, tomamos como VaR Operacional de um ano, com 99,9% de confiança, o percentil 99,9% da distribuição. Dessa forma, o capital econômico a ser alocado para risco operacional pelo banco, para o próximo ano, seria RMF\$ 32.401.891,00, se os quatro tipos de perda operacional utilizados no cálculo fossem os únicos relevantes ao banco. Na **Tabela 6.5**, além do VaR anual do banco, optamos por mostrar também o VaR anual de cada tipo de perda, apenas para expor a evolução do cálculo.

Tabela 6.5 - Capital econômico do banco obtido pelo VaR Operacional.

Evento de Perda	Var Operacional Anual por Evento	Var Operacional Anual do Banco
Evento de Perda 1	21.739.719,00	32.401.891,00
Evento de Perda 2	11.329.344,00	
Evento de Perda 3	2.054.007,00	
Evento de Perda 4	2.906.083,00	

Nota: Valores em RMF\$.

6.4. Aplicação do ajuste de uma distribuição teórica à distribuição de perdas anuais do banco.

Testamos os ajustes de 31 distribuições teóricas contínuas à distribuição de perdas anuais do banco e observamos que nossa proposta é válida, ou seja, a de utilizarmos a Curva de Johnson *Unbounded* para o ajuste. No **Gráfico 6.10** o histograma representa os dados e a linha representa a Curva de Johnson *Unbounded* com parâmetros γ (localização) = 12.590.000 , β (escala) = 12.772.100, α_1 (forma) = -7,22260 e α_2 (forma) = 8,33247.

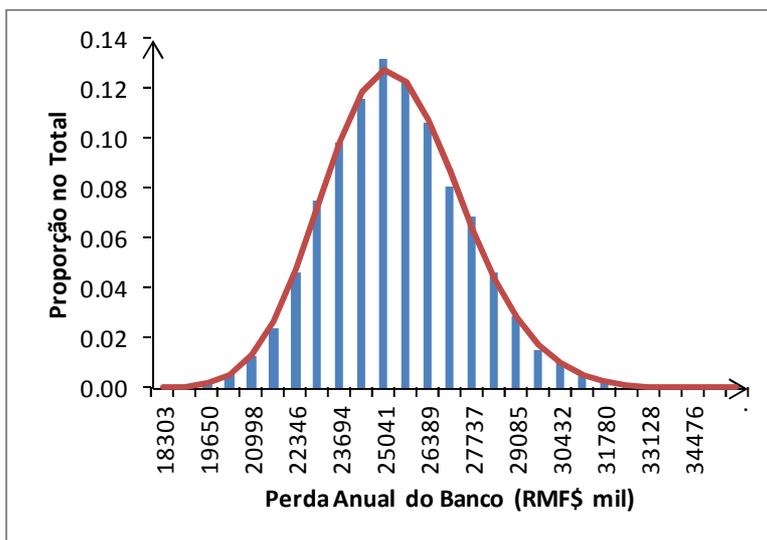


Gráfico 6.10 – Ajuste da Curva de Johnson *Unbounded* à distribuição de perdas anuais do banco.

Pelo Teste Anderson-Darling não rejeitamos a hipótese H_0 de que a Curva de Johnson *Unbounded* se ajusta à distribuição de perdas anuais do banco pois o *p-value* é maior do que 0,25 (teste estatístico = 0,38206).

6.5. Obtenção da distribuição empírica dos VaRs do banco.

Para termos uma ideia da precisão com que estimamos o capital econômico do banco pelo VaR, executamos como exercício 100 vezes os procedimentos da **Figura 4.6** (Cálculo do capital econômico anual por evento e do banco, **Passos CE1 a CE10**) para obtermos uma distribuição empírica dos VaRs do banco. A distribuição dos VaRs do banco é mostrada na **Tabela 6.6** e no **Gráfico 6.11**.

Tabela 6.6 - Distribuição dos VaR operacionais anuais do banco

	Banco
Número de VaRs gerados	100
Mínimo	31.127.276
1.o Quartil	31.975.408
2.o Quartil	32.585.372
3.o Quartil	32.888.578
Máximo	34.358.370
Média	32.494.583
Desvio-padrão	645.570

Nota: Valores em RMF\$.

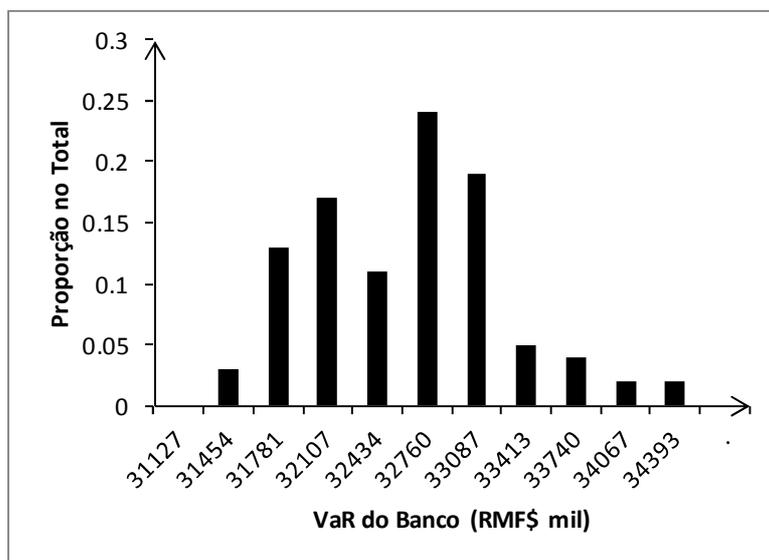


Gráfico 6.11 – Distribuição dos VaRs operacionais anuais do banco.

6.6. Aplicação do ajuste de uma distribuição teórica à distribuição empírica dos VaRs do banco.

Testamos os ajustes de 31 distribuições teóricas contínuas, do **Quadro 4.2** do **Capítulo 4**, à distribuição de VaRs operacionais anuais do banco e observamos que nossa proposta também é válida, ou seja, a de utilizarmos a Curva de Johnson *Unbounded* para o ajuste. No **Gráfico 6.12** o histograma representa os VaRs e a linha representa a Curva de Johnson *Unbounded* com parâmetros γ (localização) = 31.037.200 , β (escala) = 2.913.480, α_1 (forma) = -2,45345 e α_2 (forma) = 5,18763.

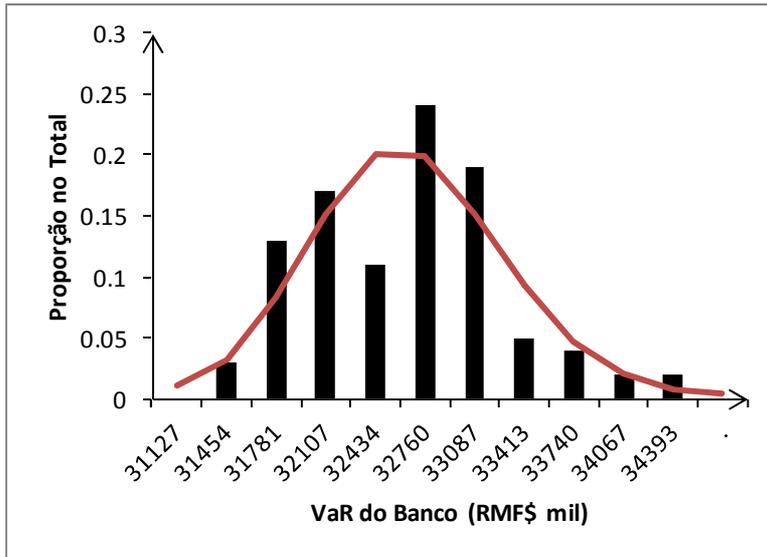


Gráfico 6.12 - Ajuste da Curva de Johnson *Unbounded* à distribuição de VaRs do banco.

Pelo Teste Anderson-Darling não rejeitamos a hipótese H_0 de que a Curva de Johnson *Unbounded* se ajusta à distribuição de VaRs operacionais anuais do banco pois o *p-value* é maior do que 0,25 (teste estatístico = 0,59501).

6.7. Uma análise comparativa

Após a proposição de nossa metodologia ficamos curiosos para comparar duas distribuições dos VaRs do banco. Na primeira distribuição, os VaRs foram calculados diretamente pelo percentil 99,9% da distribuição de perdas anuais do banco. Na segunda distribuição, os VaRs foram calculados, após o ajuste da Curva de Johnson *Unbounded*, pela Curva de Gauss. Apresentamos a comparação na **Tabela 6.7** e no **Gráfico 6.13**:

Tabela 6.7 - Análise comparativa das distribuições dos VaRs operacionais anuais do banco obtidos diretamente pelo percentil e, após ajuste da Johnson, pelo percentil via curva de Gauss.

	(VaRs calculados diretamente pelo percentil.)	(VaRs calculados, após o ajuste da Johnson, pela curva de Gauss.)
Número de VaRs gerados	100	100
Mínimo	31.127.276	31.769.900
1.o Quartil	31.975.408	32.616.968
2.o Quartil	32.585.372	32.968.499
3.o Quartil	32.888.578	33.409.137
Máximo	34.358.370	34.414.106
Média	32.494.583	33.022.073
Desvio-padrão	645.570	557.785

Nota: Valores em RMF\$.

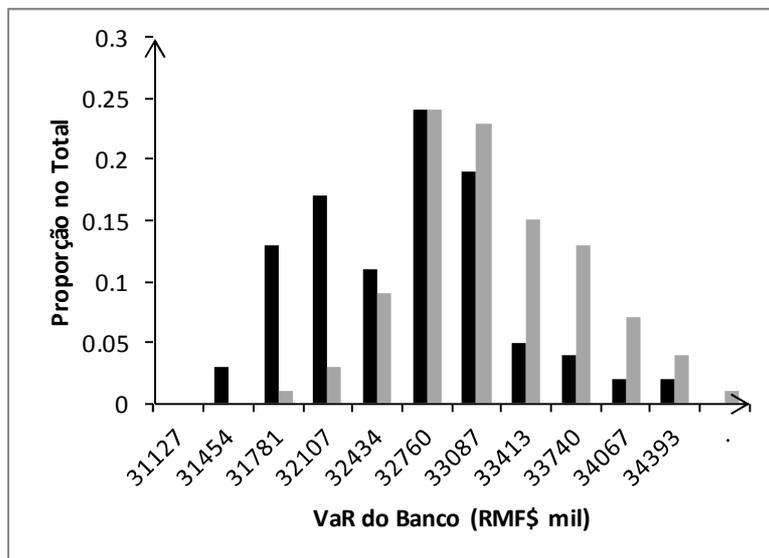


Gráfico 6.13 – Comparação das distribuições dos VaRs operacionais anuais do banco obtidos diretamente pelo percentil da distribuição de perdas anuais do banco (em preto) e, após ajuste da Johnson, pelo percentil via curva de Gauss (em cinza).

Para compararmos as duas distribuições de VaRs, utilizamos o teste Kolmogorov-Smirnov que rejeitou a hipótese H_0 de que a distribuição dos VaRs calculados diretamente pelo percentil se ajusta à distribuição dos VaRs calculados, após o ajuste da Curva de Johnson *Unbounded*, pela Curva de Gauss. O teste KS pode ser examinado na **Tabela 6.8**, em que o *P-Value* do K-S Combinado é 0,000:

Tabela 6.8 - Teste Komogorov-Smirnov de ajuste de uma distribuição dos VaRs do banco à outra distribuição dos VaRs do banco

Conjunto de 100 VaRs	D	P-Value
Calculados diretamente pelo percentil	0,3600	0,000
Calculados, após o ajuste da Johnson, pela Curva de Gauss	-0,0100	1,000
K-S Combinado:	0,3600	0,000

6.8 Softwares utilizados na pesquisa

Utilizamos o programa Stata para organizar os dados, para o Teste Kolmogorov-Smirnov de duas amostras para igualdade de funções de distribuição.

O programa Expertfit do Professor Averill Law, da Universidade do Arizona, foi utilizado para o ajuste de distribuições teóricas aos dados e para o Teste Anderson-Darling.

O programa @Risk foi utilizado para as simulações de Monte Carlo.

7 CONCLUSÃO

7.1 Contribuições da pesquisa

1. Apontamos a utilidade de duas das curvas de Johnson, a *Bounded* e a *Unbounded*, para quantificar risco operacional, dada a sua ampla flexibilidade, a relação com a Distribuição Normal e a facilidade de implementação em pacotes estatísticos. A utilidade ocorreu ao buscarmos ajuste de distribuições teóricas à severidade das perdas operacionais, ao obtermos ajuste de distribuições teóricas à distribuição empírica de perdas anuais do banco e ao obtermos ajuste de distribuições teóricas à distribuição dos VaRs do banco.

2. Sintetizamos e comparamos quatro variantes do LDA para o cálculo da distribuição de perdas mensais por evento de perda. Mostramos os testes e os resultados do uso de cada variante conforme a viabilidade de sua aplicação aos dados disponíveis. Optamos pela **Variante A** do LDA para calcular o capital para risco operacional do banco a partir dos dados disponibilizados para pesquisa. Na **Variante A** do LDA o cálculo do capital econômico do banco foi realizado com uso de distribuições empíricas. Isso não implica na impossibilidade de ajuste de distribuições teóricas a outros dados, especialmente na **Variante C** do LDA em que, após a determinação do *threshold* pelo *Hill Plot*, ajustamos as curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded* às severidades de corpo e cauda e ajustamos a distribuição binomial negativa às contagens de corpo e cauda. Um exemplo da possibilidade do ajuste de distribuições teóricas aos dados é mostrado no **Apêndice E** ao final do texto.

3. Estabelecemos dois métodos de cálculo da distribuição dos VaRs do banco, ao invés de encontrarmos um valor único para o VaR operacional anual do banco. Isso equivale a encontrarmos distribuições do capital econômico do banco, o que permite que tenhamos ideia da precisão com que estimamos o capital econômico. Comparamos as distribuições dos VaRs calculadas por dois métodos. O primeiro método para obter uma distribuição dos VaRs utiliza exclusivamente distribuições empíricas. O segundo método busca ajuste de distribuições teóricas, como as

curvas de Johnson *Bounded* e *Unbounded*, às distribuições empíricas de perdas. Testamos se a distribuição dos VaRs obtida pelo primeiro método se ajusta à distribuição dos VaRs obtida pelo segundo método, e o ajuste não foi satisfatório pelo teste KS.

4. Expusemos no **Capítulo 3** os motivos para a auditoria interna fazer verificações na base de dados de perdas operacionais, nos modelos internos dos bancos e na gestão de risco operacional. A literatura acadêmica não tem abordado essas questões extensivamente.

7.2 Sugestões para a fiscalização dos bancos

I) Evitar conduzir autorização apenas de modelos internos que busquem ajuste de distribuições teóricas, especialmente com ajuste não satisfatório apontado por rejeição à H_0 no Teste Anderson-Darling. O motivo é que pode haver muita divergência do capital calculado exclusivamente por distribuições empíricas e o capital calculado com o ajuste inadequado de distribuições teóricas.

II) Observar não só um número para o capital econômico calculado pelo banco mas pedir uma distribuição dos VaRs e do capital, com média, mediana, desvio-padrão e possível distribuição teórica que se ajuste aos valores. Isso independe do método utilizado pela instituição financeira e dá ao supervisor bancário uma ideia da precisão do cálculo do capital econômico. Além disso, pelo pilar II (papel da supervisão bancária na estabilidade do sistema financeiro internacional) do Acordo de Capitais Basileia II, o supervisor bancário poderá exigir um maior nível de capital regulatório do banco caso considere o capital calculado no pilar I (requerimento de capital para os riscos de crédito, mercado e operacional) insuficiente para suportar os riscos. Uma distribuição dos VaRs dá um parâmetro objetivo para o supervisor bancário pois expõe uma faixa de valores para a eventual exigência de capital adicional.

III) É necessária atenção às notícias financeiras sobre a instituição financeira no período abrangido pela base de perdas operacionais pelo potencial impacto no

cálculo do capital econômico. Como exemplo podemos citar a aquisição de carteira de cartões de outra instituição financeira, que poderia aumentar o histórico de fraudes em cartões na base interna de perdas operacionais e o cálculo do capital econômico poderia ser distorcido com a ausência dessas perdas na base.

IV) Quando do uso de distribuições teóricas na quantificação de risco operacional, é necessário que os bancos mostrem os resultados dos Testes de Anderson-Darling, das medidas de Kullback-Leibler e de outros testes e medidas de mesmo objetivo. Do contrário, o banco pode estar trabalhando com modelos muito distantes da realidade dos dados.

V) É necessária atenção a possível censura dos dados. As instituições financeiras têm adotado um processo de aprovação interna de perdas operacionais significativas que venham a entrar na base (J.P.MORGAN, 2004). O aprovador costuma ser o diretor da área de negócios que incorreu na perda operacional. Isso visa ampliar o senso de responsabilidade pela perda e tem por objetivo não sobrecarregar indevidamente o capital econômico alocado para a área de negócios, mas pode subestimar o cômputo total do capital.

VI) Havendo rateio de perdas operacionais para várias linhas de negócios, por serem consideradas corporativas ao afetarem toda a instituição, pode-se criar distribuições artificiais de perdas. Esses rateios não devem influir na modelagem.

VII) A instituição financeira deve ter absoluta clareza da precisão das datas de perda disponíveis na base de dados. Apurações concentradas no final do mês, por exemplo, impossibilitam a modelagem com base em contagem diária, restringindo a flexibilidade da modelagem. O ciclo contábil mensal não pode determinar a data de registro de perda operacional.

7.3 Possíveis limitações da pesquisa

Ao processarmos os dados para calcular o capital econômico para risco operacional, observamos possíveis limitações nesses cálculos:

- a) A base de dados utilizada na pesquisa não contou com dados externos. Isso pode subestimar o cálculo do capital econômico para risco operacional já que pode haver menos incidência de perdas não esperadas e extremas na base do que a incidência futura.
- b) A base de dados utilizada na pesquisa não contou com dados gerados por análise de cenários. A estimativa de capital econômico a partir de dados históricos, nosso caso, parte da hipótese de que o passado se repetirá no futuro, o que pode não acontecer.
- c) Pode ter havido má classificação do tipo de perda (Jobst, 2007a). A base não foi auditada pela auditoria interna e tivemos que nos apoiar exclusivamente nas verificações da área de controle de risco operacional para obter os dados da pesquisa.

7.4 Sugestões de pesquisa em temas pouco explorados

Para orientar a pesquisa acadêmica futura, consideramos conveniente enumerar os assuntos menos explorados:

- A. No pós-crise do *subprime* de 2007/2008, em relação a risco operacional e Acordo de Capitais Basileia II, pode-se pesquisar quais foram as eventuais mudanças que os bancos imprimiram ao gerenciamento e quantificação de risco operacional. O último levantamento do BIS, não acadêmico, foi de 2009 (BIS, 2009), com base em respostas pré-crise. Esses estudos do BIS foram conduzidos pelos supervisores bancários nacionais em contato com instituições financeiras locais. Logo, a replicação desse estudo por iniciativa acadêmica pode enfrentar um menor percentual de respostas do que o percentual obtido pelos supervisores bancários nacionais.
- B. Quanto ao tratamento de dados de perdas operacionais, a literatura acadêmica pouco cobre a validação da coleta de dados de perdas operacionais por parte dos auditores internos e externos. Uma das poucas menções ao assunto pode ser encontrada em Aue e Kalkbrener (2007). Não basta o gerente de risco

operacional trabalhar com a área de sistemas e a área jurídica para coletar os dados que alimentarão os modelos estatísticos. Será necessário que os auditores validem a integridade e confirmem a ausência de erros na coleta desses dados, se forem estendidas para risco operacional as orientações semelhantes do BIS para risco de mercado (BIS, 2005). Avançamos nesse ponto no Capítulo 3 do texto, mas pesquisas do tipo *survey* poderiam complementar esse assunto com as práticas quotidianas dos bancos.

- C. Pouco explorados são o desenvolvimento e o uso prático da metodologia de análise de cenários para compor a base de dados de perdas operacionais. Análise de cenários é a reunião de especialistas para prospectar quais eventos de perdas operacionais poderiam ocorrer e que não estão representados na base de dados de perdas históricas. É voltar a estimativa de risco operacional para o futuro, ao invés de voltá-la para o passado. Um dos poucos artigos que trata o assunto é Aue e Kalkbrener (2007), além dos *working papers* de Chaudbury (2009) e Dutta e Babbel (2010). Ainda não está consolidada uma sistematização do uso de cenários na quantificação de risco operacional.
- D. Um assunto menos explorado no uso das distribuições teóricas discretas e contínuas na quantificação de risco operacional é o levantamento entre os bancos das distribuições mais utilizadas para cada tipo de risco operacional. Há menção do assunto em BIS (2009), mas a pesquisa precisa ser atualizada, inclusive quanto ao uso de distribuições empíricas.
- E. *Back testing* de risco operacional, ou seja, a comparação do risco operacional previsto pelos modelos estatísticos com as perdas operacionais efetivamente incorridas, também é um assunto pouquíssimo explorado em pesquisa acadêmica, havendo apenas breve menção em Freitas (2005) e Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008). Há objeções a essa linha de pesquisa em Aue e Kalkbrener (2007), que defendem ser pouco útil pensar em *back testing* para risco operacional pela impropriedade de se trabalhar comparando perdas estimadas e perdas reais com mais de cinco anos de diferença entre elas, dada a periódica mudança de processos e controles. Porém, se isso não puder ser comparado, os modelos perdem sentido.

F. Prevenção ao risco operacional: existe considerável espaço para levantamento de estratégias de prevenção ao risco operacional com o fim de reduzir o nível de perdas anuais e, conseqüentemente, reduzir o capital econômico necessário para suportar as perdas operacionais que se estima para o futuro. Muitas dessas estratégias estão ligadas mais especificamente à prevenção do risco legal. Um exemplo é a gestão de pessoas buscando evitar a prática de assédio moral (RODRIGUES e AALTONEN, 2011) que pode redundar em perdas operacionais caso uma instituição financeira sofra um processo trabalhista e perca na justiça do trabalho. Outro exemplo é evitar que os funcionários sejam levados a praticar horas extras, já que processos trabalhistas visando à remuneração dessas horas por um período de vários anos de trabalho podem inchar a base de perdas operacionais. Para explorar essa linha de pesquisa, pode ser útil a parceria de um analista de risco com um coautor advogado, a fim de justificarem a política de prevenção do ponto de vista jurídico. Há menções à prevenção ao risco legal em McCormick (2006) e Santos (2007), mas essas menções são insuficientes para evitar várias das causas de perdas operacionais no âmbito legal, tais como: horas extras não pagas, não recebimento de 7.a e 8.a horas do dia de trabalho pelos bancários, assédio moral, discriminação racial etc.

REFERÊNCIAS

ACERBI, Carlo; TASCHE, Dirk. On the coherence of expected shortfall. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 26, n. 7, p. 1487–1503, 2002.

AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Notre Dame, IN, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974.

ALEXANDER, Carol. *Market Risk Analysis: Quantitative Methods in Finance (v. 1)*. Hoboken: Wiley, 2008, 318 p.

_____. Managing operational risks with Bayesian networks. In: _____. *Operational Risk: Regulation, Analysis and Management*. London: Financial Times Prentice Hall, 2003, cap. 14, p. 285-295.

ANDERSON, T. W. On the Distribution of the Two-Sample Cramer-von Mises Criterion. *The Annals of Mathematical Statistics*, Durham, NC, v. 33, n. 3, p. 1148–1159, 1962.

_____; DARLING, D. A. Asymptotic Theory of Certain "Goodness of Fit" Criteria Based on Stochastic Processes. *The Annals of Mathematical Statistics*, Durham, NC, v. 23, n. 2, p. 193-212, 1952.

ARTZNER, Philippe; DELBAEN, Freddy; EBER, Jean-Marc; HEATH, David. Coherent Measures of Risk. *Mathematical Finance*, Malden, MA, v. 9, n. 3, p. 203-228, 1999.

_____. Thinking Coherently. Risk, London, v. 10, n. 11, 1997 In: EMBRECHTS, Paul (Org.) *Extremes and Integrated Risk Management*. London: Risk Books, 2000. cap. 7, p.77-82.

AUE, Falko; KALKBRENER, Michael. LDA at Work. *Journal of Operational Risk*, London, v. 1, n. 4, 2007.

BALAKRISHNAN, Narayanaswamy; NEVZOROV, Valery. *A Primer on Statistical Distributions*. Hoboken: Wiley, 2003, 305 p.

BANK OF INTERNATIONAL SETTLEMENTS – BIS: Amendment to the Capital Accord to incorporate market risks. Basel, Updated Nov. 2005. Disponível em www.bis.org. Acesso em 5 Out. 2010.

_____: Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems. Basel, Dec. 2010. Disponível em www.bis.org. Acesso em 16 Dez. 2010.

_____: Framework for Internal Control Systems in Banking Organizations”. Basel, Sep. 1998. Disponível em www.bis.org. Acesso em 5 Out. 2010.

_____: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards = Basel I. July 1988, Updated to April 1998. Disponível em www.bis.org. Acesso em 12 set. 2011.

_____: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework: Consolidated = Basel II. Jun. 2006. Disponível em www.bis.org. Acesso em 20 jul. 2010.

_____: Observed range of practice in key elements of Advanced Measurement Approaches (AMA). Basel, Jul. 2009. Disponível em www.bis.org. Acesso em 17 abr. 2011.

_____: Operational Risk – Supervisory Guidelines for the Advanced Measurement Approaches. Basel, Jun. 2011. Disponível em www.bis.org. Acesso em 2 jan. 2012.

_____: Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk. Basel, Feb. 2003a. Disponível em www.bis.org. Acesso em 20 jul. 2010.

_____: The 2002 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk: Summary of the Data Collected. Basel, Mar. 2003b.

_____: Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk. Sep. 2001. Disponível em www.bis.org. Acesso em 20 jul. 2010.

BEE, Marco. “On the Maximum Likelihood Estimation of Operational Loss Distributions”. *Università Degli Studi di Trento – Dipartimento di Economia, Discussion Paper* n. 3, 2005. Disponível em http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=678062. Acesso em 20 jul. 2010.

BEIRLANT, Jan; MATTHYS, Gunther. Adaptive Threshold Selection in Tail Index Estimation. In: EMBRECHTS, Paul (Org.) *Extremes and Integrated Risk Management*. London: Risk Books, 2000. cap. 3, p. 37-49.

_____; DIERCKX, G.; GUILLOU, A.; STAARICAA, C. On Exponential Representations of Log-spacings of Extreme Order Statistics. *Extremes*, Dordrecht, The Netherlands, v. 5, n. 2, p. 157-180, 2002.

BENJAMIN, Jack R. CORNELL, C.Allin. *Probability, Statistics and Decision for Civil Engineers*. New York: McGraw Hill, 1970, 684 p.

BILOTTA, Annalisa; GIUDICI, Paolo. Modeling Operational Losses: A Bayesian Approach. *Quality and Reliability Engineering International*, Hoboken, v. 20, n. 5, p. 407-417, 2004.

BIRCHALL, Jonathan. The full force of contempt. *Financial Times*, Londres, 27 de Setembro de 2004.

BÖCKER, Klaus. KLÜPPELBERG, Claudia. Modelling and Measuring Multivariate Operational Risk with Lévy Copulas. *Journal of Operational Risk*, London, v. 3, n. 2, 2008.

_____. Operational VaR: a closed-form approximation. *Risk Magazine*, London, v. 18, n. 12, 2005.

BRASIL. Carta Circular BCB 3315 de 30 de abril de 2008. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 6 mai. 2008, p.32 e 33.

_____. Carta Circular BCB 3316 de 30 de abril de 2008. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 5 mai. 2008, p.9.

_____. Circular BCB 3383 de 30 de abril de 2008. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 2 mai. 2008, p.23 e 24.

_____. Comunicado BCB 12746 de 9 de dezembro de 2004. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 10 dez. 2004a, p.41 e 14 dez. 2004, p.44.

_____. Comunicado BCB 14259 de 10 de março de 2006. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 13 mar. 2006a, Seção III, p.48.

_____. Comunicado BCB 16137 de 27 de setembro de 2007. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 29 set. 2007a, p.72.

_____. Comunicado BCB 19028 de 29 de outubro de 2009. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 29 out. 2009a, correio eletrônico.

_____. Comunicado BCB 19217 de 24 de dezembro de 2009. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 29 dec. 2009b, p.84.

_____. Comunicado BCB 20615 de 17 de fevereiro de 2011. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 18 fev. 2011, p.60.

_____. Resolução CMN 2554 de 24 de setembro de 1998. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 25 set. 1998, p.52.

_____. Resolução CMN 3198 de 27 de maio de 2004. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 28 mai. 2004b, p.46-47.

_____. Resolução CMN 3380 de 29 de junho de 2006. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 3 jul. 2006b, p.15.

_____. Resolução CMN 3490 de 29 de agosto de 2007. Diário Oficial da República Federativa do Brasil, Brasília, DF, 31 ago. 2007b, p.29-30.

BROWN, Morton B.; FORSYTHE, Alan B. Robust Tests for Equality of Variances, *Journal of the American Statistical Association*, Alexandria, VA, v. 69, n. 346, p. 364–367, 1974.

BURY, Karl. *Statistical Distributions in Engineering*. Cambridge: Cambridge University Press, 1999, 362 p.

CAMPBELL, John Y.; LO, Andrew W.; MACKINLAY, A. Craig. *The Econometrics of Financial Markets*. New Jersey: Princeton University Press, 1997, 611 p.

CARVALHO, Renato da Silva. *Modelos de Risco Operacional: Abordagens Clássica e Bayesiana*. 2006. 89 f. Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia de Produção) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

CASTRO, Roberta Cristina Formiga de. *Modelagem causal em risco operacional via modelos lineares generalizados*. 2005. 177 f. Dissertação (Mestrado em Gestão Econômica de Negócios) – Universidade de Brasília, Brasília, 2005.

CELEUX, G.; FORBES, F.; ROBERT, C.P.; TITTERINGTON, D.M. Deviance Information Criteria for Missing Data Models. *Bayesian Analysis*, Pittsburgh, PA, v. 1, n. 4, p. 651–674, 2006.

CHAPELLE, Ariane. CRAMA, Yves. HÜBNER, Georges. PETERS, Jean-Philippe. "Basel II and Operational Risk: Implications for risk measurement and management in the financial sector". NBB 51: Working Papers – Research Series, National Bank of Belgium, May 2004.

_____. Practical methods for measuring and managing operational risk in the financial sector: A clinical study. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 32, n. 6, p. 1049–1061, 2008.

CHERNOBAI, Anna; YILDIRIM, Yildiray. The dynamics of operational loss clustering. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 32, n. 12, p. 2655–2666, 2008.

_____; RACHEV, Svetlozar. MENN, C. TRÜCK, S. A Note on the Estimation of the Frequency and Severity Distribution of Operational Losses. *Mathematical Scientist*, Sheffield, v. 30, n. 2, p. 87-97, 2006.

_____; RACHEV, Svetlovar T.; FABOZZI, Frank J. *Operational Risk: A Guide to Basel II Capital Requirements, Models, and Analysis*. Hoboken: Wiley, 2007, 300 p.

CNN MONEY. Republic ducked red flags? Atlanta, 4 de Outubro de 1999.

COMMITTEE OF SPONSORING ORGANIZATIONS OF THE TREADWAY COMMISSION – COSO: Gerenciamento de Riscos Corporativos - Estrutura Integrada. 2007. Disponível em www.coso.org. Acesso em 20 jul. 2010.

_____: Internal Control — Integrated Framework. 1992. Disponível em www.coso.org. Acesso em 20 jul. 2010.

COWELL, R. G.; VERRALL, R. J.; YOON, Y. K. Modeling Operational Risk With Bayesian Networks. *The Journal of Risk and Insurance*, Malvern, PA, v. 74, n. 4, p. 795-827, 2007.

CRUZ, Marcelo. *Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk*. Hoboken: Wiley, 2002, 346 p.

_____ ; COLEMAN, Rodney; SALKIN, Gerry. Modelling and measuring operational risk. *Journal of Risk*, London, v. 1, n. 1, p. 63-72, Fall 1999 In: EMBRECHTS, Paul (Org.) *Extremes and Integrated Risk Management*. London: Risk Books, 2000. cap. 15, p. 205-212.

CUMMINGS, J. David. LEWIS, Christopher M. WEI, Ran. The market value impact of operational loss events for US banks and insurers. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 30, n. 10, p. 2605–2634, 2006.

DAHEN, Hela. DIONNE, Georges. Scaling models for the severity and frequency of external operational loss data. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 34, n. 7, p. 1484–1496, 2010.

DALLA VALLE, Luciana; FANTAZZINI, Dean; GIUDICI, Paolo. Copulae and Operational Risks. *International Journal of Risk Assessment and Management*, Geneve, v. 9, n. 3, p.238-257, 2008.

DANESHKHU, Scheherazade. Kerviel found guilty in SocGen scandal. *Financial Times*, Londres, 5 de Outubro de 2010.

De HAAN, Laurens. “Extreme Value Statistics” in GALAMBUS, Janos; LECHNER, James; SIMIU, Emil (org.) *Extreme Value Theory and Applications*. New York: Kluwer Academic Publishers, 1993, 536 p.

DREES, H.; KAUFMANN; E. Selection the Optimal Sample Fraction in Univariate Extreme Value Estimation. *Stochastic Processes and their Applications*, Amsterdam, v.75, p. 149-172, 1998.

DUNNE, T.; HELLIAR, C. The Ludwig report: Implications for corporate governance. *Corporate Governance*, Oxford, v. 2, n. 3, p. 26-31, 2002.

DUTTA, Kabir K.; BABEL, David F. "Scenario Analysis in the Measurement of Operational Risk Capital: A Change of Measure Approach". Wharton Business School Working Paper, Sep. 24, 2010. Disponível em <http://fic.wharton.upenn.edu/fic/papers/10/10-10.pdf>. Acesso em 6 Abr. 2011.

_____. "A Tale of Tails: An Empirical Analysis of Loss Distribution Models for Estimating Operational Risk Capital". Federal Reserve Bank of Boston Working Paper, Boston, n. 06-13, July 2006. Disponível em http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=918880. Acesso em 20 jul. 2010.

EMBRECHTS, Paul. Copulas: A Personal View. *The Journal of Risk and Insurance*, Hoboken, v. 76, n. 3, p. 639-650, 2009.

_____; CHAVEZ-DEMOULIN, V.; NESLEHOVA, J. *Quantitative Models for Operational Risk: Extremes, Dependence and Aggregation*. *Journal of Banking and Finance*, London, v. 30, n. 10, p. 2635–2658, 2006.

_____; DEGEN, Mathias; LAMBRIGGER, Dominik D. The Quantitative Modeling of Operational Risk: Between g-and-h and EVT. *ASTIN Bulletin*, Arlington, v. 37, n. 2, p. 265-291, 2007.

_____; FURRER, Hansjörg; KAUFMANN, Roger. Quantifying Regulatory Capital for Operational Risk, *Derivatives Use, Trading and Regulation*, London, v. 9, n. 3, p. 217-233, 2003.

_____; KAUFMANN, Roger; SAMORODNITSKY, Gennady. Ruin theory revisited: stochastic models for operational risk. In: BERNADELL, Simone Mangan Elli; CARLOS, Pierre Cardon; COCHE, Joachim; DIEBOLD, Francis X. (org.) *Risk Management for Central Bank Foreign Reserves*. Frankfurt: European Central Bank, 2004, p. 243-261.

_____; KLÜPPELBERG, Claudia; MIKOSCH, Thomas. *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*. Berlin: Springer, 1997, 644 p.

_____; MCNEIL, Alexander J.; FREY, Rudiger. *Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques, and Tools*. Princeton, NJ: Princeton University Press, 2005, 538 p.

_____; PUCCETTI, G. Aggregating risk capital, with an application to operational risk. *The Geneva Risk and Insurance Review*, Geneve, v. 31, n. 2, p. 71-90, 2006.

ESTADOS UNIDOS DA AMÉRICA. Sarbanes-Oxley Act . Washington, July 23, 2002.

EVANS, Merran; HASTINGS, Nicholas. PEACOCK, Brian. *Statistical Distributions*. 3. ed., Hoboken: Wiley, 2000, 221 p.

FEDERAL RESERVE BOARD – FED: Management of Operational Risk in Foreign Exchange. New York: The Foreign Exchange Committee, 2.ed., November 2004. Disponível em <http://www.ny.frb.org/fxc/2004/fxc041105b.pdf>. Acesso em 20 jul. 2010.

FRACHOT, Antoine; MOUDOULAUD, Olivier; RONCALLI, Thierry. Loss Distribution Approach in Practice. In: ONG, Michael (Org.) *The Basel Handbook: A Guide for Financial Practitioners*. London: Risk Books, 2003. cap. 15, p. 369-396.

FREITAS, Luiz Eduardo Magalhães de. *Riscos operacionais - uma aplicação do método de distribuição de perdas agregadas: um estudo de caso em instituição financeira*. Dissertação, 2005, 82 f. (Mestrado em Economia) – Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2005.

GENEST, Christian; NESLEHOVÁ, J. A Primer on Copulas for Count Data. *ASTIN Bulletin*, Arlington, VA, v. 37, n. 2, p. 475-515, 2007.

GILLET, Roland. HÜBNER, Georges. PLUNUS, Séverine. Operational risk and reputation in the financial industry. *Journal of Banking & Finance*, London, v. 34, n. 1, p. 224–235, 2010.

GRANT, Jeremy. Refco's bankers, accountants and lawyers targeted in \$2bn lawsuit. *Financial Times*, Londres, 22 de Agosto de 2007.

GROUP OF THIRTY: Derivatives: Practice and Principles. Washington: Global Derivatives Study Group. July 1993. Disponível em http://group30.org/rpt_29.shtml . Acesso em 30 nov. 2011.

HAHN, Gerald J.; SHAPIRO, Samuel S. *Statistical Models in Engineering*. Hoboken: Wiley, 1967, 376 p.

HECKMAN, Philip E.; MEYERS, Glenn G. The Calculation of Aggregate Loss Distributions from Claim Severity and Claim Count Distributions. In: Proceedings of the LXX Casualty Actuarial Society, Arlington, Virginia, 1983, p. 22-61. Disponível em <http://www.casact.org/pubs/proceed/proceed83/83022.pdf> Acesso em 20 jul. 2010.

_____. The Calculation of Aggregate Loss Distributions from Claim Severity and Claim Count Distributions (Addendum). In: Proceedings of the LXXI Casualty Actuarial Society, Arlington, Virginia, 1984, p. 49-66. Disponível em <http://www.casact.org/pubs/proceed/proceed84/84049.pdf> .Acesso em 20 jul. 2010.

HILL, B. M. A simple general approach to inference about the tail of the distribution. *The Annals of Statistics*, Philadelphia, v. 3, n. 5, p. 1163-1174, 1975.

HOAGLIN, David Caster. Summarizing Shape Numerically: The g-and-h Distributions In: _____; TUKEY, John Wilder; MOSTELLER, Frederick. *Exploring data tables, trends, and shapes*. Hoboken: Wiley, 1985, cap. 11, p. 461-513.

HOSKING, J.R.M.; WALLIS, J.; WOOD, E. Estimation of Generalized Extreme Value Distribution by the Method of Probability Weighted Moments. *Technometrics*, Alexandria, VA, v. 27, p. 251-261, 1985.

HOVANESIAN, Citi: No Doubt About Prince's Rule. *BusinessWeek*, Nova York, 20 de Outubro de 2004.

HUISMAN, Ronald; KODIJK, Kees G.; KOOL, Clemens J.M.; PALM, Franz. Tail-Index Estimates in Small Samples. *Journal of Business & Economic Statistics*, Alexandria, VA, v. 19, n. 1, p. 208-216, 2001.

HULL, John. *Risk Management and Financial Institutions*. 2.ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2009, 576 p.

J.P.MORGAN CHASE. The JPMorgan Chase Operational Risk Environment. In: CRUZ, Marcelo (Org.) *Operational Risk Modelling and Analysis: Theory and Practice*. London: Risk Books, 2004. cap. 13, p. 295-328.

JOBST, Andreas A. It's all in the data – consistent operational risk measurement and regulation. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, Bingley, v. 15, n. 4, p. 423-449, 2007.

JOHNSON, Norman Lloyd. Systems of Frequency Curves Generated by Methods of Translation. *Biometrika*, Oxford, v. 36, n. 1/2, p. 149-176, Jun. 1949.

_____. Tables to facilitate fitting SU frequency curves. *Biometrika*, Oxford, v. 52, n. 3/4, p. 547-558, Dec. 1965.

_____. Extensions and corrections to: "Tables to facilitate fitting SU frequency curves". *Biometrika*, Oxford, v. 61, n. 1, p. 203-205, Apr. 1974.

_____; KOTZ, Samuel. *Distributions in Statistics: Continuous Univariate Distributions Volumes I and II*. Boston: Houghton Mifflin, 1970.

_____; KOTZ, Samuel. *Distributions in Statistics: Discrete Distributions*. Boston: Houghton Mifflin, 1969.

_____; _____; BALAKRISHNAN, N. *Continuous Univariate Distributions: Volume I*. 2. ed. New York: Wiley, 1995, 756 p.

JORION, Philippe; Global Association of Risk Professionals (GARP). *Financial Risk Manager Handbook*. 2.ed., Hoboken: Wiley, 2003, 708 p.

JORION, Philippe. *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. 2.ed., New York: McGraw-Hill, 2001, 544 p.

KLUGMAN, Stuart A.; PANJER, Harry H.; WILMOT, Gordon E. *Loss Models: From Data to Decisions*. 2.ed., Hoboken: Wiley, 2004, 688 p.

KULLBACK, Solomon. *Information Theory and Statistics*. 2.ed., Mineola, NY: Dover Publications, 1997, 393 p.

_____; LEIBLER, R.A. On Information and Sufficiency. *Annals of Mathematical Statistics*, Beachwood, OH, v. 22, n. 1, p. 79-86, 1951.

LAVERY, Brian. Irish Sell Troubled U.S. Bank But Maintain Some Influence. *New York Times*, Nova York, 27 de Setembro de 2002.

LAW, Averill M. *Simulation Modeling and Analysis*. 4.ed., Boston: McGraw Hill, 2007, 768 p.

LEVINE, Robert Scott. *Data-Driven Operational Risk Management*. London: Risk Books, 2008, 200 p.

LEWIS, Nigel da Costa. *Operational Risk with Excel and VBA: applied statistical methods for risk management*. Hoboken: Wiley, 2004, 267 p.

LUDWIG, Eugene. "Report to the board of directors of Illied Irish Banks, P.L.C., AllFirst Financial Inc. and AllFirst Bank, concerning currency trading losses submitted by Promontory Financial Group and Wachtell, Lipton, Rosen & Katz". March 12, 2002. Disponível em <http://www.aibgroup.com>. Acesso em 20 jul. 2010.

MARSHALL, Christopher Lee. *Measuring and Managing Operational Risks in Financial Institutions: Tool, Techniques, and Other Resources*. Hoboken: Wiley, 2001, 594 p.

MASSEY JR., Frank J. The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, Alexandria, VA, v. 46 , n. 253, p. 68-78, 1951.

MCCORMICK, Roger. *Legal Risk in the Financial Markets*. New York: Oxford University Press, 2006, 322 p.

MCGEEHAN, Patrick. Merrill Lunch Ordered To Pay For Sexual Bias. *New York Times*, Nova York, 21 de Abril de 2004.

MCNEIL, Alexander J. Estimating the Tails of Loss Severity Distributions using Extreme Value Theory. *ASTIN Bulletin*, Arlington, v. 27, n. 1, May 1997, p. 117-137.

_____. Extreme Value Theory for Risk Managers. In: RISK BOOKS. *Internal Modelling and CAD II*. London: Risk Books, 1999, 144 p.

_____; EBNÖTHER, Silvan; VANINI, Paolo; ANTOLINEZ, Pierre. "Operational Risk: A Practiotiner's View". Department of Mathematics, ETH Zurich, 2002.

MEDEIROS, Janann Joslin; PINTO, Wellington. High Reliability Organizations and Operational Risk Management. *Brazilian Business Review*, Vitória, v. 6, n. 2, p. 165–180, May – Aug 2009.

MEEL, A.; O'NEILL, L.M.; LEVIN, J.H.; SEIDER, W.D.; OKTEM, U.; KEREN, N. Operational risk assessment of chemical industries by exploiting accident databases. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, Amsterdam, v. 20, n. 2, p. 113–127, 2007.

MOODIE, Jennifer. Internal systems and controls that help to prevent rogue trading. *Journal of Securities Operations & Custody*, London, v. 2, n. 2, p. 169–180, Dec. 2008.

MONTI, Fabio; BRUNNER, Michael; PIACENZA, Fabio; BAZZARELLO, Davide. Diversification effects in operational risk: A robust approach. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, London, v. 3, n. 3, p. 243-258, Apr.-Jun.2010.

MORGENSON, G. Fund Adviser Is Indicted In \$3 Billion Fraud Case. *New York Times*, Nova York, 1.o de outubro de 1999.

MOSCADELLI, Marco. “The modeling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the Basel Committee”. Banca D'Italia, Temi di discussione, n. 517, July 2004. Disponível em http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=557214. Acesso em 20 jul. 2010.

O'BRIEN, Timothy L.; THOMAS JR., Landon. It's Cleanup Time at Citi. *New York Times*, Nova York, 7 de Novembro de 2004.

PANJER, Harry H. *Operational Risk: Modeling Analytics*. Hoboken: Wiley, 2006, 448 p.

PEACHEY, Alan N. *Great Financial Disasters of our Time*. Berlin: BWV Berliner Wissenschafts-Verlag, 2006, 392 p.

RODRIGUES, Míriam; AALTONEN, Alex. Quem dá resposta ao assédio moral? In: XXXV ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 17 p., Rio de Janeiro: ANPAD, 2011, CD-ROM.

ROSENGREN, Erik. BARRIGA, Linda. Innovations in Risk Management – Lessons from the Banking Industry. Trabalho divulgado no seminário Practical Techniques for the Management and Measurement of Operational Risk (FSI Seminar), Basel, Oct.2005. Não publicado.

_____; FONTNOUELLE, Patrick de; DEJESUS-RUEFF, Virginia; JORDAN, John. Capital and Risk: New Evidence on Implications of Large Operational Losses. *Journal of Money, Credit and Banking*, v. 38, n. 7, p. 1819-1846, Oct. 2006.

_____; FONTNOUELLE, Patrick de; JORDAN, John. Implications of Alternative Operational Risk Modeling Techniques. NBER Working Paper 11103, February 2005. Disponível em <http://www.nber.org/papers/w11103.pdf>. Acesso em 20 jul. 2010.

SANTOS, Sérgio Cipriano dos. *Risco Legal nas Instituições Financeiras: O Impacto da Jurisprudência sobre o Crédito Bancário*. Dissertação, 2007, 220p. (Mestrado em Administração de Empresas) – Faculdade de Economia e Administração da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

SCHWARZ, Gideon. Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, Philadelphia, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SHEAFFER, Zachary; RICHARDSON, Bill; ROSENBLATT, Zehava. Early-Warning-Signals Management: A Lesson from the Barings Crisis. *Journal of Contingencies and Crisis Management*, Hoboken, v. 6, n. 1, p. 1-22, Mar. 1998.

SICSÚ, Abraham Laredo. *Credit Scoring*. São Paulo: Blucher, 2010, 180 p.

SILVA, João Vagnes de Moura. *Modelagem estocástica em risco operacional aplicando teoria dos valores extremos*. Dissertação, 2006, 73 f. (Mestrado em Gestão Econômica de Negócios) – Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Ciência da Informação e Documentação da Universidade de Brasília, Brasília, 2006.

SINGH, V. P.; HUO, H. Parameter estimation for 3-parameter Generalized Pareto Distribution by the principle of maximum entropy (POME). *Hydrological Sciences - Journal des Sciences Hydrologiques*, London, v. 40, n. 2, p. 165-181, Apr.1995.

SORKIN, Andrew Ross. NatWest Board Gives In to Buyout by Royal Bank. *New York Times*, Nova York, 12 de Fevereiro de 2000.

SPIEGELHALTER, David J.; BEST, Nicola G.; CARLIN, Bradley P.; VAN DER LINDE, Angelika. Bayesian Measures of Model Complexity and Fit. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Oxford, UK, v. 64, n. 4, p. 583-639, 2002.

THOMAS, L.C.; EDELMAN, D.B.; CROOK, J.N. *Credit scoring and its applications*. Philadelphia: SIAM Publishing, 2002, 246 p.

TUENTER, Hans J.H. An Algorithm to Determine the Parameters of SU-Curves in the Johnson System of Probability Distributions by Moment Matching. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, London, v. 70, n. 4, p. 325-347, 2001.

TUKEY, John Wilder. *Exploratory Data Analysis*. Boston: Addison Wesley, 1977, 688 p.

VRIJLING, J.K. Probabilistic design of water defense systems in The Netherlands. *Reliability Engineering and System Safety*, Amsterdam, v. 74, n. 3, p. 337-344, 2001.

WEIBULL, Walodi. A statistical distribution function of wide applicability. *Journal of Applied Mechanics*, New York, v. 18, p. 293-297, 1951.

YAMAI, Yasuhiro; YOSHIBA, Toshinao. Comparative analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk: Their Estimation, Error, Decomposition and Optimization. *Monetary and Economic Studies (Working Paper)*, p. 87-122, 2002. Disponível em <http://www.imes.boj.or.jp/research/papers/english/me20-1-4.pdf>. Acesso em 20 jul. 2010.

APÊNDICE A – Distribuição Binomial Negativa

Considera-se uma sequência de experimentos de Bernoulli, independentes, que admitem apenas dois resultados (sucesso e fracasso). Considera-se também que a probabilidade de um fracasso em qualquer experimento é constante. x é o número de sucessos antes do r -ésimo fracasso (BURY, 1999). Consideraremos como sucesso a ocorrência de uma perda operacional.

A distribuição Binomial Negativa apresenta mais flexibilidade do que a distribuição de Poisson para ajuste ao comportamento de variáveis aleatórias discretas, já que apresenta dois parâmetros ao invés de um só. Isso pode favorecer a escolha da Binomial frente à Poisson, pois a última considera um caso muito particular em que a média se aproxima da variância.

Os seguintes estudos já utilizaram a distribuição Binomial Negativa para a quantificação de risco operacional: Moscadelli (2004); Castro (2005); Freitas (2005); Silva (2006); Dalla Valle, Fantazzini e Giudici (2008); Chapelle, Crama, Hübner e Peters (2008).

a) Tipo da Binomial Negativa: Discreta.

b) Parâmetros da Binomial Negativa: $p \in (0,1)$ (probabilidade de um fracasso); r (inteiro positivo).

c) Função de Probabilidade (PF) da Binomial Negativa, de Bury (1999):

$$f(x) = \binom{x+r-1}{x} p^r (1-p)^x; \quad x = 0,1,2, \dots \quad (3)$$

d) Representação gráfica de $f(x)$:

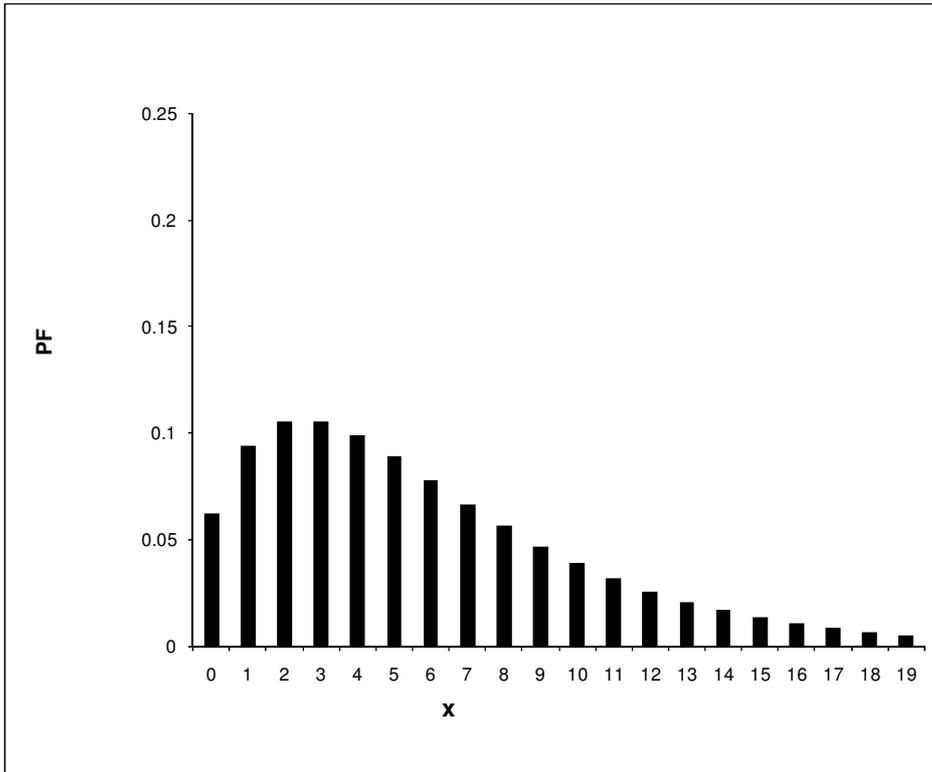


Gráfico A.1 - Função de Distribuição Binomial Negativa para $r=2$ e $p=0,25$.

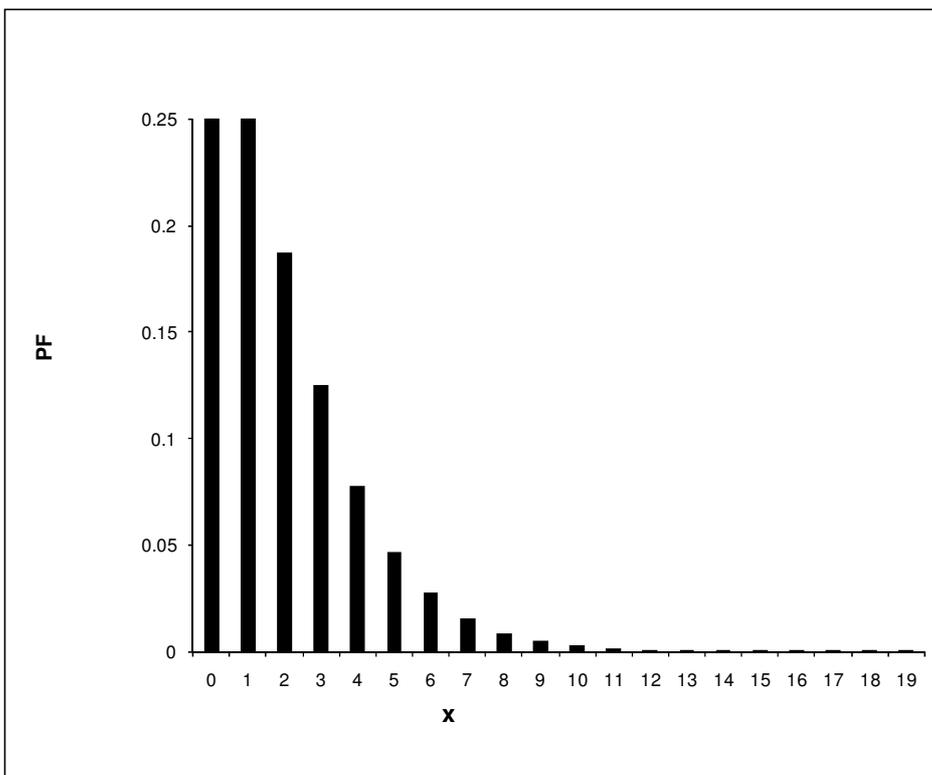


Gráfico A.2 - Função de Distribuição Binomial Negativa para $r=2$ e $p=0,5$.

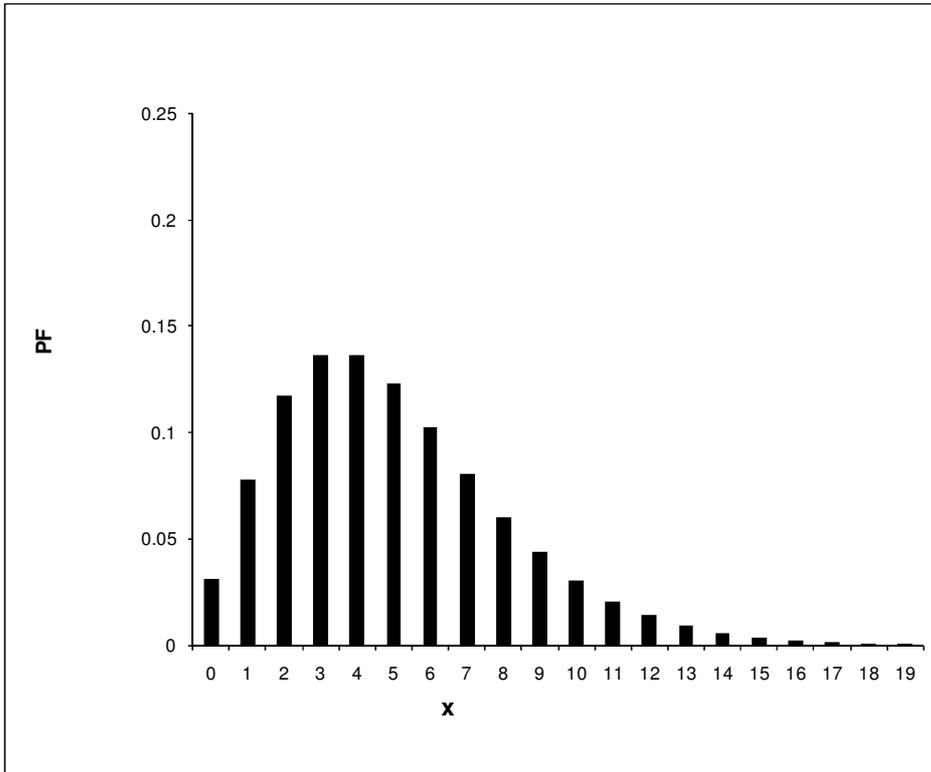


Gráfico A.3 - Função de Distribuição Binomial Negativa para r=5 e p=0,5.

e) Função de Distribuição (CDF) da Binomial Negativa:

$$F(x) = \sum_{i=1}^x \binom{r+i-1}{r-1} p^r (1-p)^i \quad (4)$$

f) Representação gráfica de F(x):

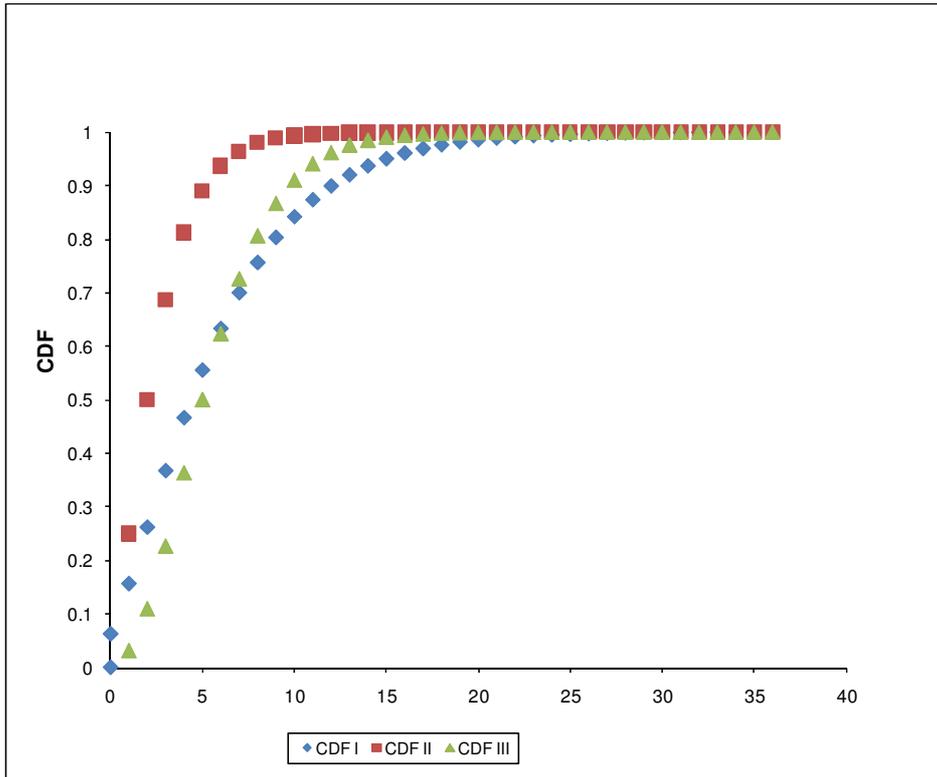


Gráfico A.4 - Função de Probabilidade Binomial Negativa.

Nota: CDF I: $r = 2$; $p = 0,25$.

CDF II: $r = 2$; $p = 0,5$.

CDF III: $r = 5$; $p = 0,5$.

g) Estimador para os parâmetros da Binomial Negativa:

Estimam-se r e p pelo método dos momentos, conforme descrito em Panjer (2006) p.333, chegando-se ao seguinte sistema de equações:

$$\frac{r(1-p)}{p} = \bar{x} (\text{Média}) \quad (5)$$

$$\frac{r(1-p)}{p^2} = S^2 (\text{Variância}) \quad (6)$$

h) Geração de números aleatórios da Binomial Negativa:

Utiliza-se uma técnica de rejeição. Seleciona-se uma sequência de números aleatórios de uma distribuição uniforme entre 0 e 1, guardando a quantidade de números gerados maiores que p e a quantidade de menores que p . Quando a quantidade de menores chegar a r , a quantidade de maiores é o número aleatório da binomial negativa, para r inteiro.

i) Os quatro primeiros momentos centrais ou suas respectivas estatísticas relacionadas da Binomial Negativa:

$$\text{Média: } \mu_x = \frac{x(1-p)}{p} \quad (7)$$

$$\text{Variância: } \sigma^2 = \frac{x(1-p)}{p^2} \quad (8)$$

$$\text{Assimetria: } \beta_1 = (2 + p)[x(1 - p)] - \frac{1}{2} \quad (9)$$

$$\text{Curtose: } \sqrt{\beta_2} = 3 + \frac{6}{x} + \frac{p^2}{x(1-p)} \quad (10)$$

APÊNDICE B – Distribuições de Severidade

B.1 Curva de Johnson *Bounded* (S_B)

a) Tipo da S_B : Contínua.

b) Parâmetros da S_B : $a \in (-\infty, \infty)$ (localização); $b - a$ ($b > a$) (escala); $\alpha_1 \in (-\infty, \infty)$ (forma); $\alpha_2 > 0$ (forma). a é a fronteira inferior e b é a fronteira superior.

c) Função Densidade de Probabilidade (PDF) da S_B , conforme Law (2007):

$$f(x) = \frac{\alpha_2(b-a)}{(x-a)(b-x)\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\alpha_1 + \alpha_2 \ln\left(\frac{x-a}{b-x}\right)\right]^2\right\} \text{ se } a < x < b \quad (11)$$

$f(x) = 0$ nos demais casos

d) Representação gráfica de $f(x)$:

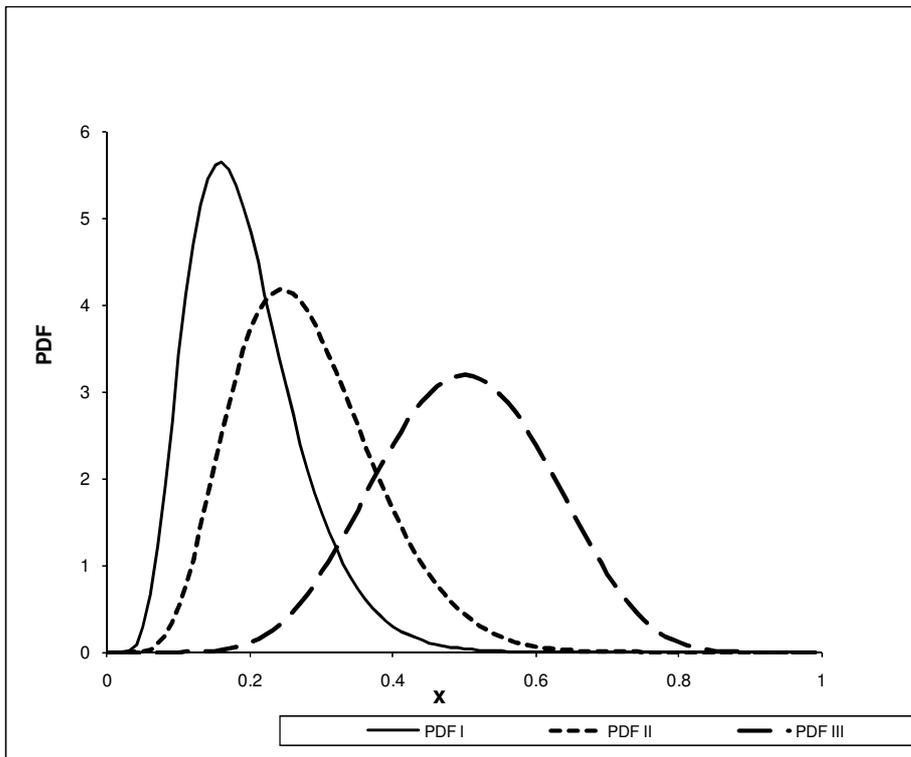


Gráfico B.1 - Função Densidade de Probabilidade de Johnson S_B

Nota: PDF I: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 3$; $\alpha_2 = 2$.

PDF II: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 2$; $\alpha_2 = 2$.

PDF III: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 0$; $\alpha_2 = 2$.

e) Função de distribuição (CDF) da S_B , segundo Law (2007):

$$F(x) = \Phi \left[\alpha_1 + \alpha_2 \ln \left(\frac{x-a}{b-x} \right) \right] \text{ se } a < x < b \quad (12)$$

$F(x) = 0$ nos demais casos

Em que $\Phi(x)$ é a função de distribuição normal padrão.

f) Representação gráfica de $F(x)$:

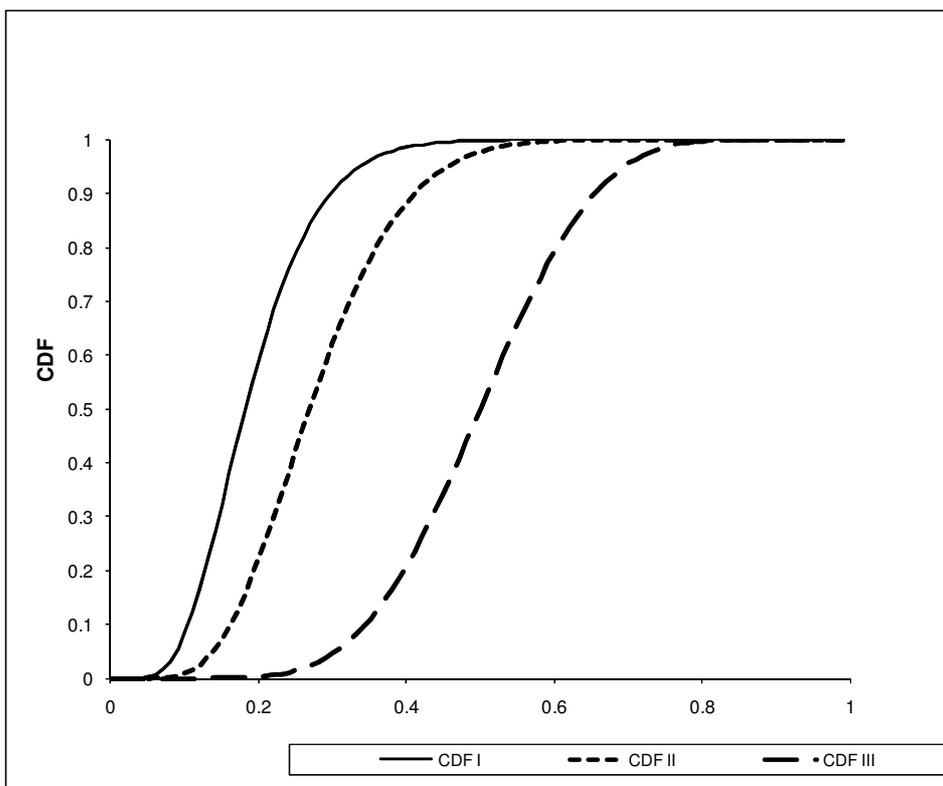


Gráfico B.2 - Função de Distribuição de Johnson S_B .

Nota: CDF I: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 3$; $\alpha_2 = 2$.

CDF II: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 2$; $\alpha_2 = 2$.

CDF III: $a = 0$; $b - a = 1$; $\alpha_1 = 0$; $\alpha_2 = 2$.

g) Estimação dos parâmetros da S_B :

Como estamos quantificando o corpo da distribuição de perdas, podemos nos restringir ao caso em que as duas fronteiras, mínima a e máxima b , são conhecidas. Considerando os quatro parâmetros, seguindo Hahn e Shapiro (1967), podemos estimar os parâmetros de forma α_2 e α_1 por:

$$\widehat{\alpha}_2 = \frac{z_{1-\alpha'} - z_\alpha}{\ln \left[\frac{(x_{1-\alpha'} - a)(b + x_\alpha)}{(x_\alpha - a)(b - x_{1-\alpha'})} \right]} \quad (13)$$

$$\widehat{\alpha}_1 = z_{1-\alpha'} - \widehat{\alpha}_2 \ln \left(\frac{x_{1-\alpha'} - a}{b - x_{1-\alpha'}} \right) \quad (14)$$

Em que z_α e $z_{1-\alpha'}$ são o α centésimo e o $(1-\alpha')$ centésimo percentis da distribuição normal padrão, e x_α e $x_{1-\alpha'}$ são os percentis correspondentes nos dados.

h) Geração de números aleatórios da S_B :

A Curva de Johnson S_B é transformável na curva normal, ou seja, basta a geração de um número aleatório seguindo uma distribuição normal para se obter um número aleatório seguindo uma Curva de Johnson S_B . Considerando Z distribuída conforme a normal padrão e X distribuída conforme a Curva de Johnson S_B , segundo Law (2007):

$$Z = \alpha_1 + \alpha_2 \ln \left(\frac{X - a}{b - X} \right) \quad (15)$$

O mesmo autor sugere os seguintes passos para a geração dos números aleatórios da S_B :

1. Gerar $Z \sim N(0,1)$.
2. Construir $Y = \exp[(Z - \alpha_1) / \alpha_2]$.
3. Encontrar $X = (a + bY)/(Y + 1)$

i) Os momentos (*raw moments*) da S_B são calculados, segundo Johnson e Kotz (1970), por:

$$\mu'_r(Y) = (\sqrt{2\pi})^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \left[1 + \exp \left(\frac{-(z-\gamma)}{\delta} \right) \right]^{-r} \exp \left(-\frac{1}{2} z^2 \right) dz \quad (16)$$

B.2 Curva de Johnson *Unbounded* (S_U)

a) Tipo da S_U : Contínua.

b) Parâmetros da S_U : $-\infty < \gamma < \infty$ (localização), $\beta > 0$ (escala), $-\infty < \alpha_1 < \infty$ (forma), $\alpha_2 > 0$ (forma)

c) Função Densidade de Probabilidade (PDF) da S_U , de Law (2007):

$$f(x) = \frac{\alpha_2}{\sqrt{2\pi}\sqrt{(x-\gamma)^2+\beta^2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\alpha_1 + \alpha_2 \ln \left\{ \left(\frac{x-\gamma}{\beta} \right) + \left[\left(\frac{x-\gamma}{\beta} \right)^2 + 1 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \right)^2 \right] \quad (17)$$

d) Representação gráfica de $f(x)$:

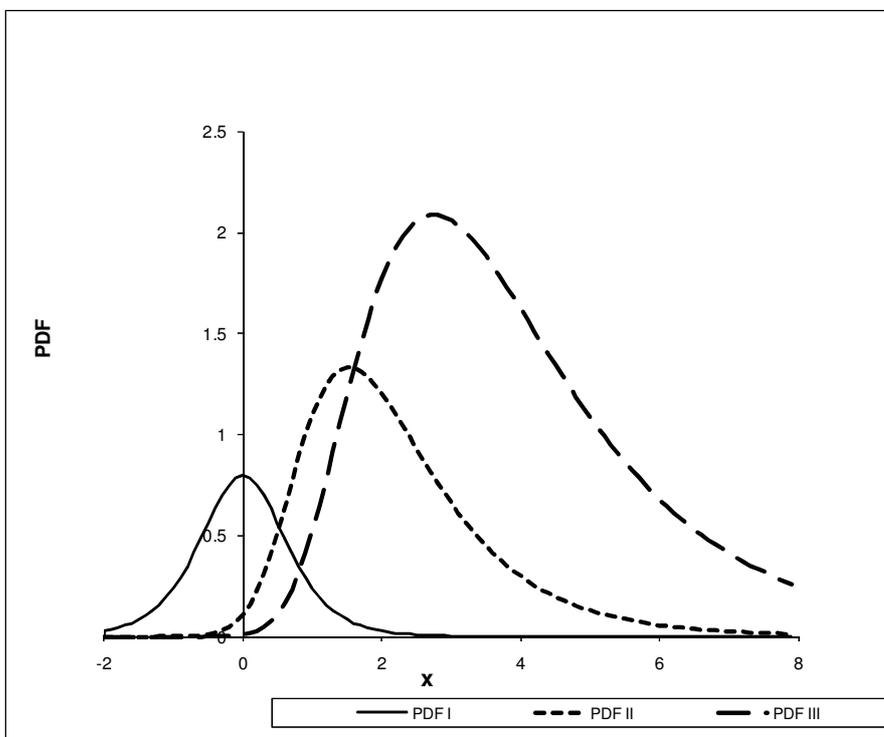


Gráfico B.3 - Função Densidade de Probabilidade de Johnson S_U

Nota: PDF I: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = 0$; $\alpha_2 = 2$.

PDF II: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = -2$; $\alpha_2 = 2$.

PDF III: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = -3$; $\alpha_2 = 2$.

e) Função de distribuição (CDF) da S_U , de Law (2007):

$$F(x) = \Phi \left\{ \alpha_1 + \alpha_2 \ln \left[\frac{x-\gamma}{\beta} + \sqrt{\left(\frac{x-\gamma}{\beta} \right)^2 + 1} \right] \right\} \quad (18)$$

Em que $\Phi(x)$ é a função de distribuição normal padrão.

f) Representação gráfica de $F(x)$:

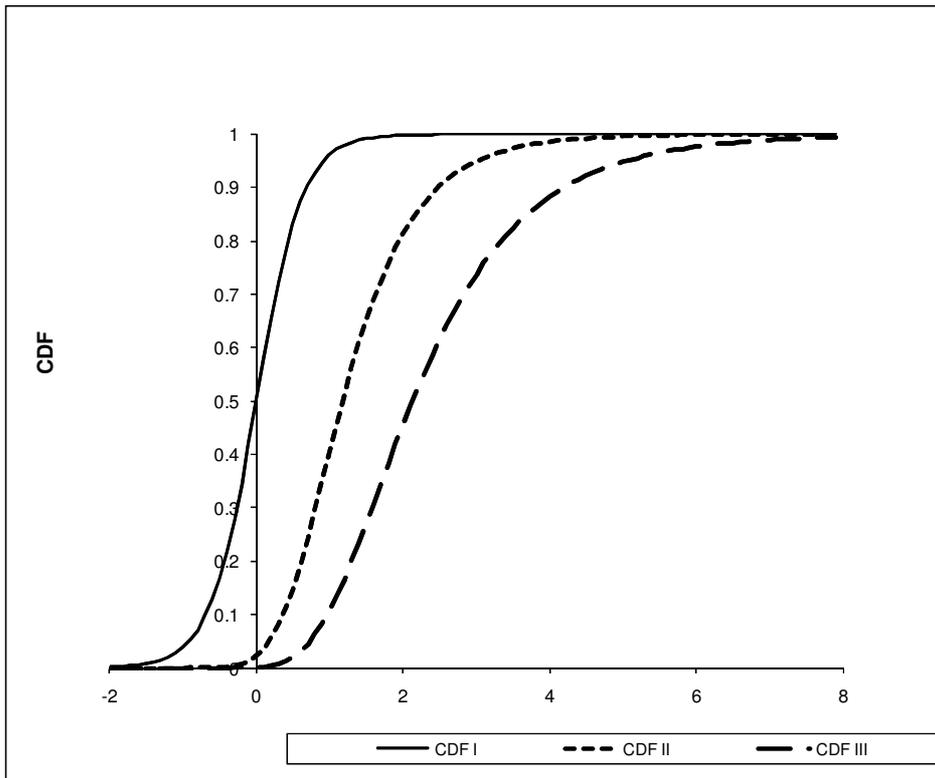


Gráfico B.4 - Função de distribuição de Johnson S_U .

Nota: CDF I: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = 0$; $\alpha_2 = 2$.

CDF II: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = -2$; $\alpha_2 = 2$.

CDF III: $\gamma = 0$; $\beta = 1$; $\alpha_1 = -3$; $\alpha_2 = 2$.

g) Estimação dos parâmetros da S_U :

A estimação dos parâmetros para Curva de Johnson no *Unbounded System*, no exposto em Hahn e Shapiro (1967), segue o seguinte passo a passo:

g.1) Obter estimativas da média (\bar{x}), desvio-padrão ($\hat{\sigma}$), assimetria ($\sqrt{b_1}$) e curtose (b_2) a partir dos dados de perda.

g.2) Utilizar a Tabela V de Hahn e Shapiro (1967) ou as tabelas dos artigos de Johnson (1965, 1974) para, a partir das estimativas de g.1), obter estimativas $\hat{\alpha}_1$ e $\hat{\alpha}_2$, interpolando quando necessário.

g.3) Calcular:

$$\hat{\beta} = \frac{\hat{\sigma}}{\left[\frac{1}{2}(\omega-1)(\omega \cosh(2\frac{\hat{\alpha}_1}{\hat{\alpha}_2})+1)\right]^{\frac{1}{2}}} \quad (19)$$

$$\hat{\xi} = \bar{x} + \hat{\beta}\omega^{\frac{1}{2}}\sinh\left(\frac{\hat{\alpha}_1}{\hat{\alpha}_2}\right) \quad (20)$$

Em que:

$$\omega = e^{\frac{1}{\hat{\alpha}_2^2}}$$

h) Geração de números aleatórios da S_U :

A Curva de Johnson S_U é transformável na curva normal, ou seja, basta a geração de um número aleatório seguindo uma distribuição normal para se obter um número aleatório seguindo uma Curva de Johnson S_U . Considerando Z distribuída conforme a normal padrão e Y distribuída conforme a Curva de Johnson S_U , segundo Law (2007):

$$Z = \alpha_1 + \alpha_2 \ln \left[\frac{X-\gamma}{\beta} + \sqrt{\left(\frac{X-\gamma}{\beta}\right)^2 + 1} \right] \quad (21)$$

O mesmo autor sugere os seguintes passos para a geração dos números aleatórios:

1. Gerar $Z \sim N(0,1)$.
2. Construir $Y = \exp[(Z - \alpha_1) / \alpha_2]$.
3. Encontrar $X = \gamma + (\beta/2)(Y - 1/Y)$

i) Os quatro primeiros momentos centrais ou suas respectivas estatísticas relacionadas, de acordo com Johnson (1965) e Johnson e Kotz (1970), são:

$$\text{Média: } \mu = -\omega^{\frac{1}{2}}\sinh\Omega \quad (22)$$

$$\text{Variância: } \sigma^2 = \frac{1}{2}(\omega - 1)(\omega \cosh 2\Omega + 1) \quad (23)$$

$$\text{Assimetria: } \sqrt{\beta_1} = -\frac{\left[\frac{1}{2}\omega(\omega-1)\right]^{\frac{1}{2}}[\omega(\omega+2)\sinh 3\Omega + 3\sinh\Omega]}{(\omega \cosh 2\Omega + 1)^{\frac{3}{2}}} \quad (24)$$

$$\text{Curtose: } \beta_2 = \frac{\omega^2(\omega^4 + 2\omega^3 + 3\omega^2 - 3)\cosh 4\Omega + 4\omega^2(\omega+2)\cosh 2\Omega + 3(2\omega+1)}{2(\omega \cosh 2\Omega + 1)^2} \quad (25)$$

Em que $\omega = \exp(\alpha_2^{-2})$; $\Omega = \frac{\alpha_1}{\alpha_2}$. (26),(27)

B.3 Distribuição de Valores Extremos Generalizada (GEV)

As três apresentações da Distribuição de Valores Extremos Generalizada podem ser descritas por:

a) Tipo da GEV: Contínua.

b) Parâmetros da GEV: μ (localização); $\beta > 0$ (escala); ξ (forma).

c) Função Densidade de Probabilidade (PDF) da GEV, de acordo com Bury (1999), assume três tipos, dependendo do parâmetro ξ de forma (EMBRECHTS, MCNEIL e FREY, 2005). Se $\xi > 0$, a distribuição é a de Frechet. Se $\xi = 0$, a distribuição é de Gumbel. Se $\xi < 0$, a distribuição é a de Weibull de 3 Parâmetros. As distribuições de Frechet e Gumbel são distribuições de valores máximos; a distribuição de Weibull de 3 Parâmetros é uma distribuição de valores mínimos (BURY, 1999).

$$f(x) = \frac{\xi}{\beta} \left(\frac{\beta}{x}\right)^{\xi+1} \exp\left\{-\left(\frac{\beta}{x}\right)^\xi\right\}; x \geq 0; \beta, \xi > 0. (Frechet) \quad (28)$$

$$f(x) = \frac{1}{\beta} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\beta} - \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\beta}\right\}\right\}; \beta > 0, -\infty < x, \mu < \infty. (Gumbel) \quad (29)$$

$$f(x) = \frac{\xi}{\beta} \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\xi-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\xi\right\}; x \geq 0; \beta, \xi > 0. (Weibull de 3 Parâmetros) \quad (30)$$

d) Representação gráfica de $f(x)$:

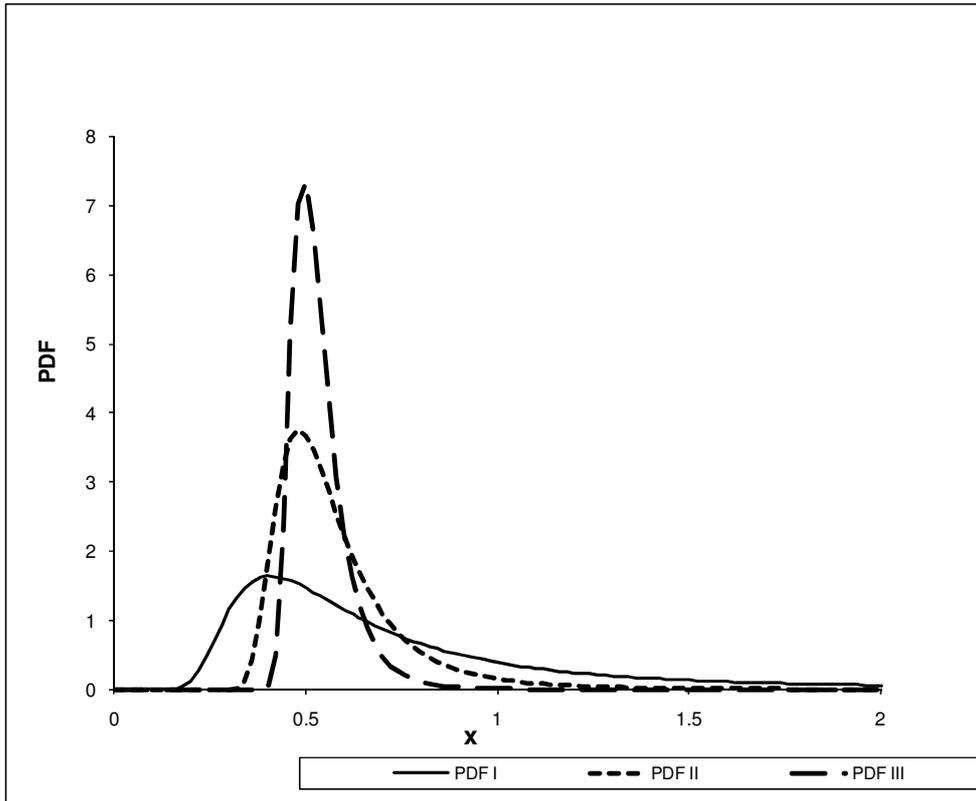


Gráfico B.5 - Função Densidade de Probabilidade GEV (Frechet)

Nota: PDF I: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 2$.

PDF II: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 5$.

PDF III: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 10$.

e) Função de distribuição (CDF) da GEV, por Bury (1999):

$$F(x) = \exp\left\{-\left(\frac{\beta}{x}\right)^\xi\right\} \text{ (Frechet para } x \geq 0 \text{ e } \beta, \xi > 0) \quad (31)$$

$$F(x) = \exp\left\{-\exp\left(-\frac{x-\mu}{\beta}\right)\right\} \text{ (Gumbel para } \beta > 0, -\infty < x, \mu < \infty) \quad (32)$$

$$F(x) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\xi\right\} \text{ (Weibull de 3 Parâmetros para } x \geq 0 \text{ e } \beta, \xi > 0) \quad (33)$$

f) Representação gráfica de $F(x)$:

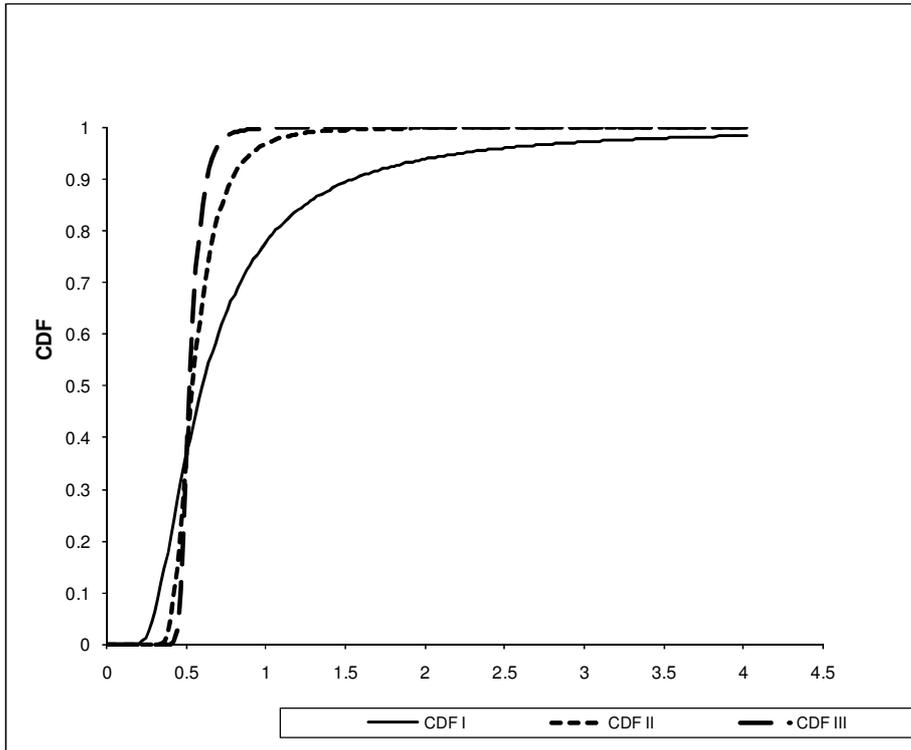


Gráfico B.6 - Função de distribuição GEV (Frechet)

Nota: CDF I: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 2$.

CDF II: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 5$.

CDF III: $\mu = -0.69$; $\beta = 0.50$; $\xi = 10$.

g) Estimadores dos parâmetros da GEV:

Para a Distribuição de Valores Extremos Generalizada, os parâmetros podem ser estimados por (HOSKING ET AL., 1985):

$$\hat{\mu} = \frac{(2\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1)\hat{\xi}}{\Gamma(1+\xi)(1-2^{-\hat{\xi}})} \quad (34)$$

$$\hat{\beta} = \hat{\mu}_1 + \frac{\hat{\mu}}{\hat{\xi}}(1 - \Gamma(1 - \hat{\xi})) \quad (35)$$

$$\hat{\xi} = 7,8590c + 2,9554c^2 \quad (36)$$

$$c = \frac{2\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1}{3\hat{\mu}_3 - \hat{\mu}_1} - \frac{\ln 2}{\ln 3} \quad (37)$$

Em que:

$\hat{\mu}_n$ é a estimativa do n-ésimo momento central.

$$\Gamma(x) \text{ é a função gama de } x: \Gamma(x) = \int_0^{\infty} \exp(-u)u^{x-1}du. \quad (38)$$

h) Geração de números aleatórios da GEV:

Para a Distribuição de Valores Extremos Generalizada, a variável aleatória pode ser gerada usando o método de transformação na inversa com $X = \mu - \beta \ln(-\ln R)$ para $\xi=0$ e $X = \mu - \beta(1 - (-\ln R)^{-\xi})/\xi$ para $\xi \neq 0$, em que R é uma variável aleatória com distribuição uniforme entre 0 e 1 (CHERNOBAI, RACHEV e FABOZZI, 2007).

i) A média e a variância da GEV (BURY, 1999):

$$\text{Média:} \quad \mu = \mu - \beta \Gamma'(1) \text{ (Gumbel)} \quad (39)$$

$$\mu = \beta \Gamma\left(1 - \frac{1}{\xi}\right), \xi > 1 \text{ (Frechet e Weibull de 3 par.)} \quad (40)$$

Variância:

$$\sigma^2 = \frac{\beta^2 \pi^2}{6} \text{ (Gumbel)} \quad (41)$$

$$\sigma^2 = \beta^2 \left[\Gamma\left(1 - \frac{2}{\xi}\right) - \Gamma^2\left(1 - \frac{1}{\xi}\right) \right] \text{ (Frechet e Weibull de 3 par.)} \quad (42)$$

Em que:

$\Gamma'(1) = -0,57722$ é a primeira derivada da função gama $\Gamma(x)$ para $x=1$ e é chamada constante de Euler.

APÊNDICE C – Medida e Testes de Ajuste

C.1 Medida de Informação de Kullback-Leibler

A medida de informação de Kullback e Leibler (1951), abreviada por KL, também denominada *information statistic*, *information value* ou *divergence value*, pode ser calculada pela seguinte fórmula, segundo Sicsú (2010):

$$KL = (r_i - m_i) * \ln \left(\frac{r_i}{m_i} \right) \quad (43)$$

Em que:

r_i é proporção de observações no percentil i ($i=1, \dots, k$) da distribuição amostral.

m_i é proporção de observações no percentil i ($i=1, \dots, k$) da distribuição teórica.

Os valores críticos obtidos de forma empírica, segundo Thomas, Edelman e Crook (2002), são:

$KL < 0,1 \rightarrow$ distribuições teórica e amostral são muito próximas.

$0,1 < KL < 0,25 \rightarrow$ distribuições teórica e amostral possivelmente diferentes.

$KL > 0,25 \rightarrow$ distribuições teórica e amostral diferentes.

C.2 Teste Anderson-Darling

O Teste de Anderson e Darling (1952), abreviado por AD, é a média ponderada das distâncias ao quadrado entre a função de distribuição empírica e a função de distribuição teórica. Quanto menor o valor da estatística, mais apropriada é a distribuição. Segundo Panjer (2006), esse teste tende a dar mais ênfase na boa qualidade de ajuste das caudas do que no meio das distribuições.

Pode ser calculado por:

$$AD^2 = n \int_t^u \frac{[F_n(x) - F^*(x)]^2}{F^*(x)[1 - F^*(x)]} f^*(x) dx. \quad (44)$$

Em que:

$F_n(x)$ é a função de distribuição empírica.

$F^*(x)$ é a função de distribuição teórica.

$f^*(x)$ é a função densidade de probabilidade teórica.

No Teste AD, a hipótese H_0 é a de que a distribuição teórica se ajusta aos dados e hipótese H_A é a distribuição teórica não se ajusta aos dados. Quanto à zona de rejeição do teste, rejeito H_0 se a estatística AD^2 for maior que o valor crítico.

Os valores críticos do teste AD, segundo Panjer (2006) e Law (2007), são 1,248, 1,933, 2,492 e 3,857 para 25%, 10%, 5% e 1% de níveis de significância, respectivamente.

O teste AD já foi utilizado nos seguintes estudos empíricos na quantificação do risco operacional: Moscadelli (2004); Dutta e Perry (2006); Carvalho (2006).

C.3 Teste Kolmogorov-Smirnov

O Teste Kolmogorov-Smirnov (KS), descrito em Massey (1951), verifica a máxima distância vertical entre a distribuição empírica e a distribuição teórica. Adota-se T como o ponto em que se trunca à esquerda ($T=0$ se não se trunca) e adota-se C como o ponto em que se censura à direita ($C=\infty$ se não se censura). O teste estatístico é:

$$D = \max_{T \leq x \leq C} |F_n(x) - F^*(x)| \quad (45)$$

Em que:

$F_n(x)$ é a função de distribuição empírica.

$F^*(x)$ é a função de distribuição teórica.

No Teste KS, a hipótese H_0 é a de que a distribuição teórica se ajusta aos dados e a hipótese H_A é a distribuição teórica não se ajusta aos dados. Quanto à zona de rejeição do teste, aceito H_0 se o *p-value* for menor do que $P=0,025$, por exemplo, se o nível de significância for de 2,5%.

Na comparação entre distribuições teóricas contínuas do ponto de vista de qualidade do ajuste à distribuição amostral de severidade, após a distribuição teórica ser aprovada no Teste KS, o menor resultado indica a distribuição teórica mais apropriada.

Há certo cuidado que se deve tomar no uso da estatística KS, pois mede o nível das discrepâncias, sem considerar se a distribuição como um todo se ajusta bem aos dados, ou seja, um único ponto de grande discrepância pode prejudicar muito o resultado desse teste.

Os valores críticos do teste KS, segundo Massey (1951) e com confirmação mais recente de Panjer (2006), são $1,22/\sqrt{n}$ para nível de significância $\alpha=0,10$, em que n é o número de observações; $1,36/\sqrt{n}$ para $\alpha=0,05$ e $1,63/\sqrt{n}$ para $\alpha=0,01$.

O teste KS já foi utilizado nos seguintes estudos empíricos na quantificação do risco operacional: Cruz, Coleman e Salkin (1998); Moscadelli (2004); Freitas (2005); Dutta e Perry (2006); Carvalho (2006); Silva (2006); Chapelle et al. (2008).

APÊNDICE D – Resultados do Ajuste de Distribuições Teóricas ao Corpo e à Cauda das Distribuições de Perdas

A **Tabela D.1** exibe os valores de *thresholds* encontrados pelos *Hill Plots* para os quatro eventos de perda operacional, conforme procedimento explicado anteriormente no **item 4.3** (Corpo e cauda da distribuição de perdas) do **Capítulo 4**.

Tabela D.1 - *Thresholds* entre corpo e cauda das distribuições de perda.

Distribuições de Perda	[<i>Threshold</i> por <i>Hill Plots</i> , em RMF\$]	
	[Observações no Corpo]	[Observações na Cauda]
Evento de Perda 1	\$2.111,60	13.335 3.500
Evento de Perda 2	\$393,17	14.380 5.000
Evento de Perda 3	\$494,44	2.149 500
Evento de Perda 4	\$463,03	10.814 2.199

Utilizando esses *thresholds*, montamos a **Tabela D.2** que mostra os eventuais ajustes de distribuições teóricas à contagem e à severidade do corpo e da cauda das distribuições de perdas dos Eventos de Perda 1, 2, 3 e 4. Inclui também as medidas de Kullback-Leibler e os testes Anderson-Darling.

Nessa tabela constatamos que não foi possível obtermos ajustes satisfatórios de distribuições teóricas para todos os dados disponíveis. Conforme realçamos no **Capítulo 4**, de acordo com a medida de Kullback-Leibler e o teste Anderson-Darling, os ajustes de distribuições teóricas à contagem e à severidade, de corpo e cauda da distribuição de perdas, só foram satisfatórios para o Evento de Perda 3.

Nas situações em que os ajustes foram satisfatórios, ocorreram preferencialmente com a Distribuição Binomial Negativa se ajustando à contagem e com as curvas de

Tabela D.2 - Ajustes para Corpo e Cauda com *Threshold* pelo *Hill Plot*.

Evento de Perda	Contagem Por Mês	Parâmetros		Medida de Kullback-Leibler	Severidade	Parâmetros				Teste Anderson-Darling
						localização	escala	forma	forma	
EP1 Corpo	Binomial Negativa	n=5	p=0,00892	0,009	Johnson S _B	a=0	b=2111,6	$\alpha_1=0,84559$	$\alpha_2=0,58463$	Rejeita H ₀
	Geométrica		p=0,00180	0,370	Beta	a=0	b=2111,6	$\alpha_1=0,69879$	$\alpha_2=1,71823$	Rejeita H ₀
EP1 Cauda	Binomial Negativa	n=5	p=0,03951	0,145	Lognormal (K)	l=2111,6	$\mu=1596,6608$	$\sigma=1,54974$		Rejeita H ₀
	Geométrica		p=0,00681	0,691	Johnson S _U	$\gamma=2145,3682$	$\beta=156,61025$	$\alpha_1=-2,08501$	$\alpha_2=0,68687$	Rejeita H ₀
EP2 Corpo	Binomial Negativa	n=43	p=0,06696	0,009	Johnson S _B	a=0	b=393,17	$\alpha_1=0,83172$	$\alpha_2=0,58147$	Rejeita H ₀
	Geométrica		p=0,00167	1,185	Beta	a=0	b=393,17	$\alpha_1=0,72715$	$\alpha_2=1,80005$	Rejeita H ₀
EP2 Cauda	Binomial Negativa	n=13	p=0,05873	0,043	Johnson S _U	$\gamma=381,14999$	$\beta=0,45647$	$\alpha_1=-5,59648$	$\alpha_2=0,72545$	Não Rejeita H ₀ a 1%
	Geométrica		p=0,00478	0,727	Lognormal (K)	l=393,16	$\mu=476,64472$	$\sigma=1,49043$		Rejeita H ₀
EP3 Corpo	Binomial Negativa	n=12	p=0,18448	0,034	Johnson S _B	a=0	b=494,44	$\alpha_1=0,50247$	$\alpha_2=0,55210$	Não Rejeita H ₀ a 10%
	Geométrica		p=0,01850	0,737	Beta	a=0	b=494,44	$\alpha_1=0,77233$	$\alpha_2=1,34411$	Não Rejeita H ₀ a 5%
EP3 Cauda	Binomial Negativa	n=6	p=0,25251	0,047	Johnson S _U	$\gamma=499,13285$	$\beta=32,36423$	$\alpha_1=-2,1734$	$\alpha_2=0,66744$	Não Rejeita H ₀ a 25%
	Geométrica		p=0,05330	0,488	Lognormal (K)	l=494,43	$\mu=399,6239$	$\sigma=1,68508$		Rejeita H ₀
EP4 Corpo	Binomial Negativa	n=9	p=0,01958	0,163	Beta	a=0	b=463,04	$\alpha_1=0,74827$	$\alpha_2=1,16194$	Rejeita H ₀
	Geométrica		p=0,00221	0,632	Johnson S _B	a=0	b=463,04	$\alpha_1=0,38294$	$\alpha_2=0,50929$	Rejeita H ₀
EP4 Cauda	Binomial Negativa	n=9	p=0,08944	0,129	Pearson Tipo VI	$\gamma=463,16$	$\beta=872,21964$	$\alpha_1=0,76081$	$\alpha_2=2,03315$	Rejeita H ₀
	Geométrica		p=0,01080	0,647	Johnson S _U	$\gamma=443,39047$	$\beta=0,26386$	$\alpha_1=-5,61687$	$\alpha_2=0,74201$	Rejeita H ₀

Nota: A hipótese H₀ do teste Anderson-Darling é a de que a distribuição teórica se ajusta à distribuição empírica.

Johnson *Bounded* e *Unbounded* se ajustando à severidade. Isso confirmou a versatilidade das curvas de Johnson para o ajuste.

Esses resultados não significam que esses ajustes serão desfavoráveis para outras bases de dados.

APÊNDICE E – Exemplo de aplicação da Variante C do *Loss Distribution Approach* para se calcular a distribuição de perdas

Neste apêndice aplicamos a **Variante C** do *Loss Distribution Approach* (contagem com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda; severidade com ajuste de distribuição teórica ao corpo e à cauda) para encontrar a distribuição de perdas mensais do Evento de Perda 3.

Para esse evento de perda, foi possível ajustar distribuições teóricas tanto para a contagem e severidade do corpo quanto para a contagem e severidade da cauda.

O Evento de Perda 3 apresenta 2.649 observações de perda operacional de 1.º de Janeiro de 2006 a 31 de Dezembro de 2007. Deflacionando os dados para 31 de Dezembro de 2005, temos a **Tabela E.1** como se segue, apresentada apenas para os 10 primeiros eventos de perda.

Tabela E.1 - Eventos de Perda 3

chave	ep	valor	data_str	inflacao	valor_cor
18298/4223-v6	EP 3	9.684,24	05/01/2006	1,0005848	9.678,58
18740/4223-v6	EP 3	374,15	05/01/2006	1,0005848	373,93
1700/31/08/2005/23020-470/4312	EP 3	859,34	16/01/2006	1,0016091	857,96
1700/31/10/2005/23020-470/4312	EP 3	409,74	16/01/2006	1,0016091	409,08
2281/29/10/2005/04636-003/4312	EP 3	431,18	16/01/2006	1,0016091	430,49
3262/25/10/2005/21040-970/4312	EP 3	438,24	16/01/2006	1,0016091	437,54
406/31/10/2005/26221-030/4312	EP 3	163,19	16/01/2006	1,0016091	162,93
603/26/11/2005/73840-000/4312	EP 3	153,43	16/01/2006	1,0016091	153,18
676/15/10/2005/78880-000/4312	EP 3	1.658,26	16/01/2006	1,0016091	1.655,60
69/25/11/2005/87070-610/4312	EP 3	163,19	16/01/2006	1,0016091	162,93

Fonte: Instituição financeira de grande porte não identificada.

Nota: Apresentamos apenas as 10 primeiras observações, como exemplo.

Em que:

Chave: código atribuído ao evento de perda pela instituição financeira.

Ep: número do tipo de evento de perda.

Valor: valor da perda em Reais Multiplicados por um Fator (RMF\$).

Data_str: data do evento de perda.

Inflação: número-índice da inflação do IPCA do IBGE, em que 31Dez2005=1,0000.

Valor_{cor}: valor dividido pelo número-índice da inflação.

Pelo item 4.3.2 (Combinação de métodos puramente analíticos com métodos visuais) do **Capítulo 4**, estabelecemos o *threshold* pelo *Hill Plot* (**Passo C3** da **Figura 4.4**). Chegamos a um valor corrigido pela inflação para *threshold* de RMF\$494,44 , com 2.149 observações menores que o *threshold* e 500 observações iguais ou maiores que o *threshold*.

Procedendo a modelagem pelas 2.149 observações menores que o *threshold*, fazemos a contagem mensal dessas perdas (**Passo C5**) obtendo a **Tabela E.2**.

Tabela E.2 - Contagem mensal do Evento de Perda 3 no corpo.

MÊS	CONTAGEM	MÊS	CONTAGEM
jan/06	72	jan/07	23
fev/06	42	fev/07	54
mar/06	50	mar/07	64
abr/06	41	abr/07	53
mai/06	69	mai/07	39
jun/06	87	jun/07	46
jul/06	52	jul/07	65
ago/06	51	ago/07	62
set/06	29	set/07	45
out/06	27	out/07	450
nov/06	72	nov/07	297
dez/06	71	dez/07	288

Optamos pela contagem mensal, ao invés da contagem diária ou semanal. O motivo foi de haver concentração de observações ao final de cada mês, sugerindo que o registro das perdas no banco que disponibilizou os dados para pesquisa deve seguir o ciclo de fechamento contábil mensal, distorcendo a contagem diária.

Na **Tabela E.2** acima observamos uma mudança no padrão de contagem a partir de outubro de 2007, sugerindo que a base de dados passou a incorporar perdas que não eram coletadas anteriormente. Decidimos excluir as contagens de outubro, novembro e dezembro de 2007 da base, para ajuste de distribuição teórica. Com essa exclusão, passamos a trabalhar com 1.114 perdas do corpo.

Classificamos então essas ocorrências mensais em faixas de valores e preparamos um “diagrama de barras” no **Gráfico E.1**. As barras estão centradas no valor inicial de cada faixa.

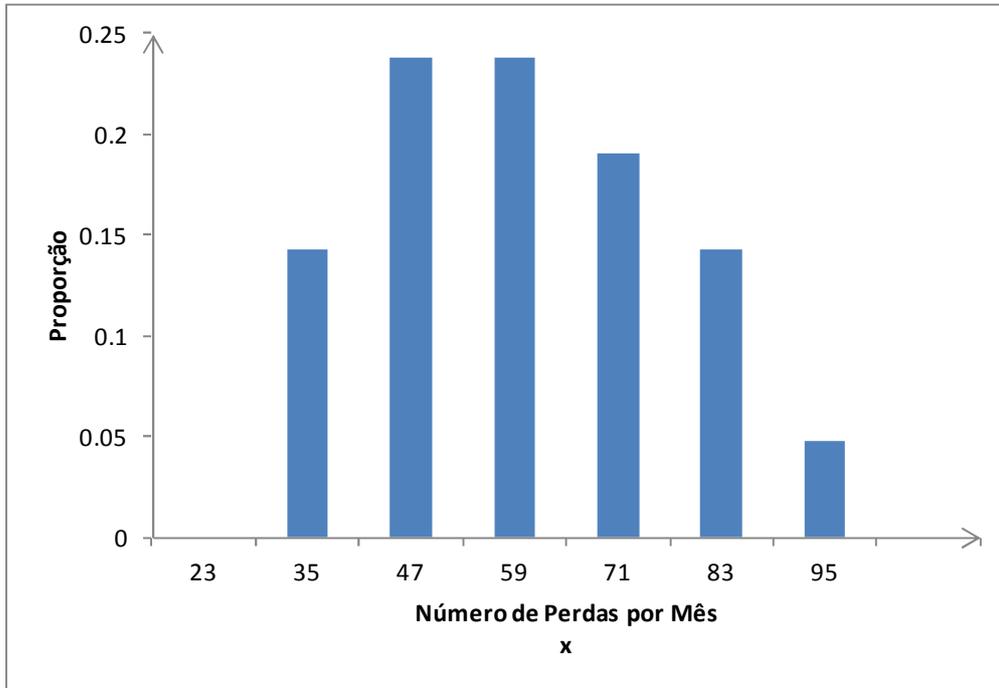


Gráfico E.1 – “Diagrama de barras” da contagem do Evento de Perda 3, no corpo.

Procuramos então uma distribuição teórica discreta que pudesse ser ajustada a essa contagem, estimando os parâmetros de várias distribuições potenciais (**Passo C5**) e utilizando a medida de informação de Kullback-Leibler para verificar o ajuste (**Passo C6**). A medida de informação de Kullback-Leibler está descrita no **Apêndice C**.

Encontramos que a distribuição Binomial Negativa, descrita no **Apêndice A**, com parâmetros $n = 12$ e $p = 0,01850$ chega a um ajuste adequado pela medida de Kullback-Leibler de 0,034198, abaixo de 0,1 (**Passo C7**). O cálculo dessa medida é mostrado na **Tabela E.3**. Esse ajuste favorável da distribuição Binomial Negativa era esperado, pois é uma distribuição discreta flexível por conter dois parâmetros e poder assumir mais formatos que as demais distribuições discretas testadas.

Tabela E.3 - Medida de Kullback Leibler para contagem do corpo do Evento de Perda 3 com verificação da Distribuição Binomial Negativa

Faixas de Contagem	r_i Empírica	m_i Binomial Negativa	$r_i - m_i$	r_i / m_i	$\ln(r_i / m_i)$	$(r_i - m_i) * \ln(r_i / m_i)$
0 a 22	0,0000	0,0150	-0,0150	0,0000	ND	ND
23 a 34	0,1429	0,1127	0,0302	1,2682	0,2376	0,007177
35 a 46	0,2381	0,2530	-0,0149	0,9410	-0,0608	0,000907
47 a 58	0,2381	0,2778	-0,0397	0,8572	-0,1541	0,006110
59 a 70	0,1905	0,1915	-0,0010	0,9946	-0,0054	0,000006
71 a 82	0,1429	0,0955	0,0474	1,4958	0,4026	0,019065
83 a infinito	0,0476	0,0545	-0,0069	0,8734	-0,1353	0,000934
Medida Kullback-Leibler:						0,034198

A comparação entre o “diagrama de barras” da distribuição empírica e da distribuição teórica pode ser vista no **Gráfico E.2** em que o “diagrama de barras” representa a contagem do Evento de Perda 3 no corpo (distribuição empírica) e a linha representa a distribuição Binomial Negativa (distribuição teórica).

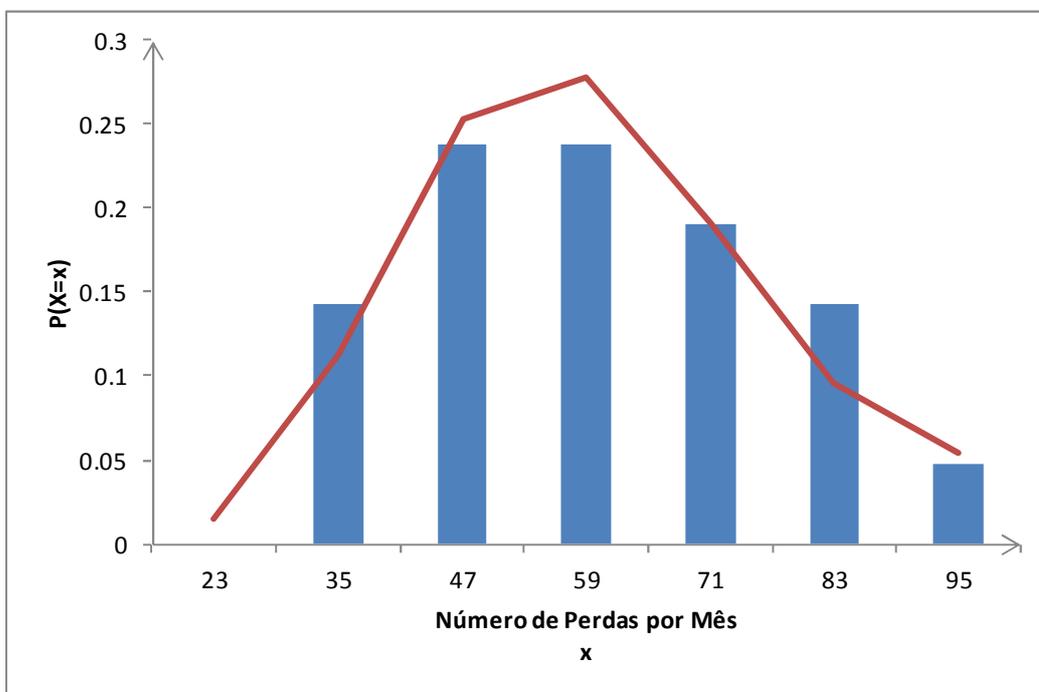


Gráfico E.2 – Comparação da contagem do Evento de Perda 3 com a Distribuição Binomial Negativa, no corpo.

Sobre as mesmas 1.114 observações, fizemos no **Passo C8** um histograma da severidade computando as perdas por faixas de valores (**Gráfico E.3**).

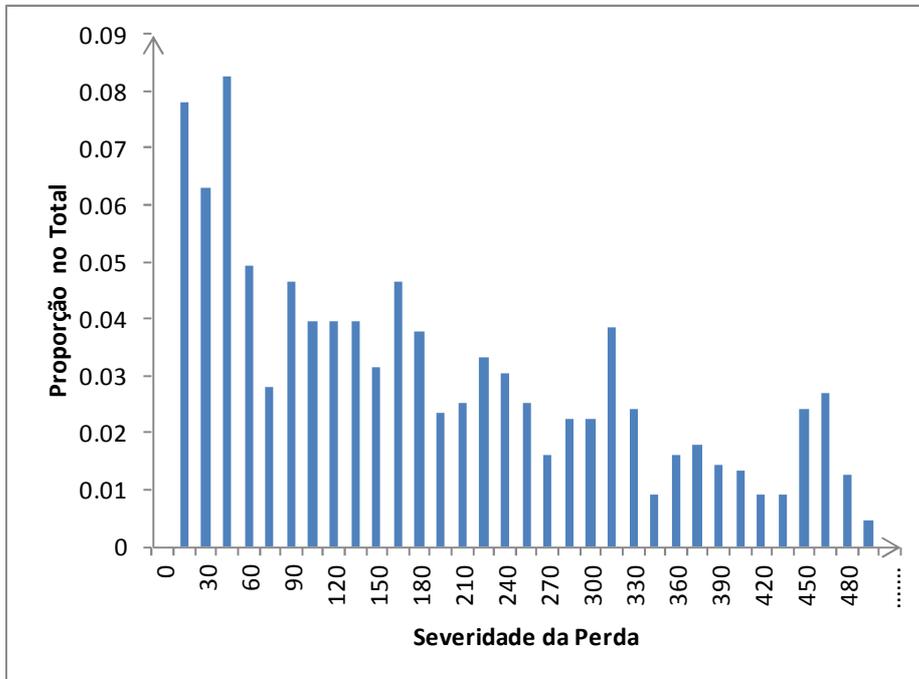


Gráfico E.3 – Histograma da severidade do Evento de Perda 3, no corpo.

Procuramos uma distribuição teórica contínua que se ajustasse a essa distribuição de probabilidades de perda, estimando os parâmetros de várias distribuições teóricas potenciais (**Passo C9**) e utilizando o Teste de Anderson-Darling (AD) para escolher a que se ajusta aos dados (**Passo C10**).

O teste Anderson-Darling foi proposto para avaliar o ajuste de distribuições teóricas a distribuições empíricas em Anderson e Darling (1952). Há, para o mesmo fim, o teste Kolmogorov-Smirnov (KS), consolidado por Massey (1951), mas daremos preferência ao teste AD, pois esse teste leva em consideração o ajuste de toda a distribuição e não apenas a maior distância entre a distribuição teórica e a distribuição empírica, como faz o teste KS. Os testes AD e KS estão descritos no **Apêndice C**.

Encontramos que a Curva de Johnson *Bounded* com parâmetros a (limite inferior) = 0; b (limite superior) = 494,44 , α_1 (forma) = 0,50247 e α_2 (forma) = 0,55210 se ajusta à severidade do corpo do Evento de Perda 3.

Pelo teste Anderson-Darling não rejeitamos a hipótese H_0 de que a Curva de Johnson *Bounded* se ajusta à severidade do corpo do Evento de Perda 3 pois o p -value é maior do que 0,10 (teste estatístico = 1,5158) (**Passo C10**).

A comparação da distribuição teórica com a distribuição empírica pode ser vista no **Gráfico E.4** em que o histograma representa a severidade do Evento de Perda 3 no corpo (distribuição empírica) e a linha representa a Curva de Johnson *Bounded* (distribuição teórica).

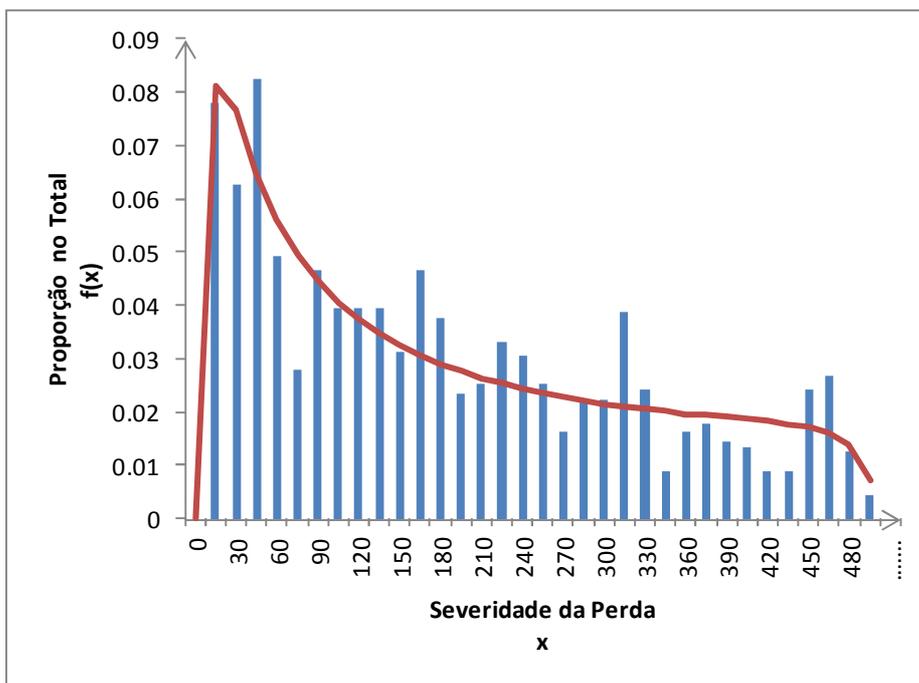


Gráfico E.4 – Comparação da severidade do Evento de Perda 3 com a Curva de Johnson *Bounded*, no corpo.

Continuando a modelagem pelas 500 observações maiores que o *threshold*, fizemos a contagem mensal dessas perdas, no **Passo C12**, obtendo a **Tabela E.4**.

Tabela E.4 - Contagem mensal do Evento de Perda 3 na cauda.

MÊS	CONTAGEM	MÊS	CONTAGEM
jan/06	16	jan/07	10
fev/06	7	fev/07	12
mar/06	24	mar/07	21
abr/06	5	abr/07	17
mai/06	10	mai/07	17
jun/06	10	jun/07	20
jul/06	6	jul/07	24
ago/06	16	ago/07	36
set/06	28	set/07	23
out/06	18	out/07	31
nov/06	25	nov/07	66
dez/06	28	dez/07	30

Repetimos a exclusão das contagens de outubro, novembro e dezembro de 2007 pela mudança no padrão de contagem. Com essa exclusão, passamos a trabalhar com 373 perdas da cauda do Evento de Perda 3.

Classificamos essas ocorrências mensais em faixas de valores e preparamos um “diagrama de barras” (**Gráfico E.5**).

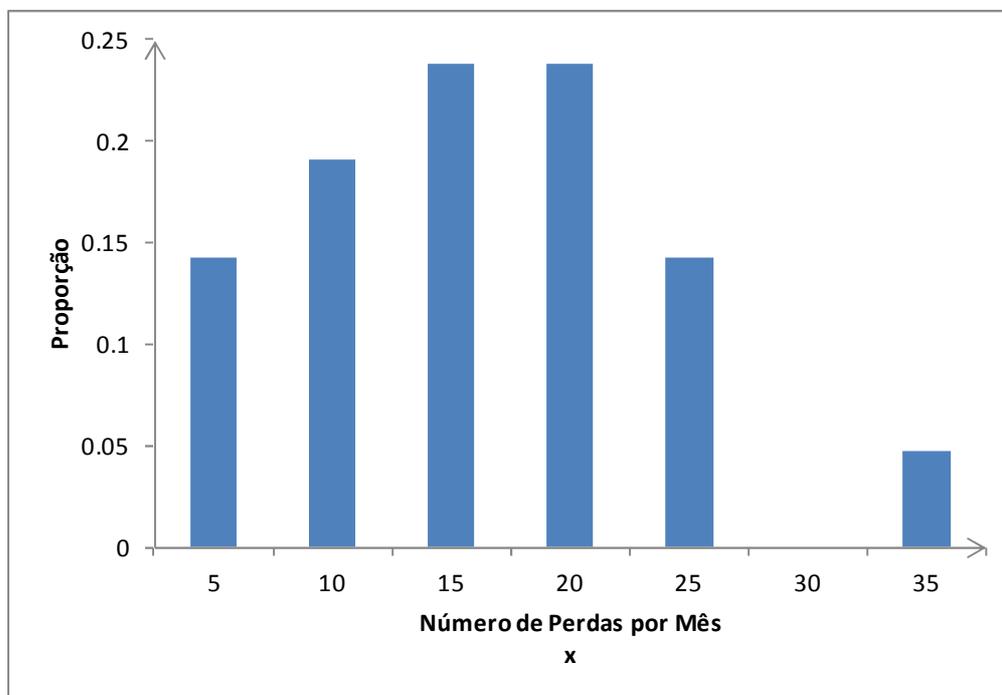


Gráfico E.5 – “Diagrama de barras” da contagem do Evento de Perda 3, na cauda.

Procuramos então uma distribuição discreta que se ajustasse a essa contagem, estimando os parâmetros de várias distribuições potenciais (**Passo C13**) e utilizando a medida de Kullback-Leibler para verificar as que ofereciam ajuste (**Passo C14**).

Encontramos que a distribuição Binomial Negativa com parâmetros $n = 6$ e $p = 0,25251$ chega a um ajuste adequado, pois a medida de Kullback-Leibler em $0,047333$ é menor do que $0,1$. O cálculo dessa medida é mostrado na **Tabela E.5**.

Tabela E.5 - Medida de Kullback Leibler para contagem da cauda do Evento de Perda 3 com verificação da Distribuição Binomial Negativa

Faixas de Contagem	r_i	m_i	$r_i - m_i$	r_i / m_i	$\ln(r_i / m_i)$	$(r_i - m_i) * \ln(r_i / m_i)$
	Empírica	Binomial Negativa				
0 a 4	0,0000	0,0207	-0,0207	0,0000	ND	ND
5 a 9	0,1429	0,1332	0,0096	1,0724	0,0699	0,000673
10 a 14	0,1905	0,2390	-0,0486	0,7969	-0,2271	0,011027
15 a 19	0,2381	0,2397	-0,0016	0,9935	-0,0065	0,000010
20 a 24	0,2381	0,1734	0,0647	1,3733	0,3172	0,020530
25 a 29	0,1429	0,1019	0,0410	1,4018	0,3378	0,013832
30 a 34	0,0000	0,0519	-0,0519	0,0000	ND	ND
35 a infinito	0,0476	0,0402	0,0074	1,1849	0,1696	0,001260
Medida Kullback-Leibler:						0,047333

A comparação do “diagrama de barras” da distribuição empírica e da distribuição teórica pode ser vista no **Gráfico E.6** em que o diagrama de barras representa a contagem do Evento de Perda 3 na cauda (distribuição empírica) e a linha representa a distribuição Binomial Negativa (distribuição teórica).

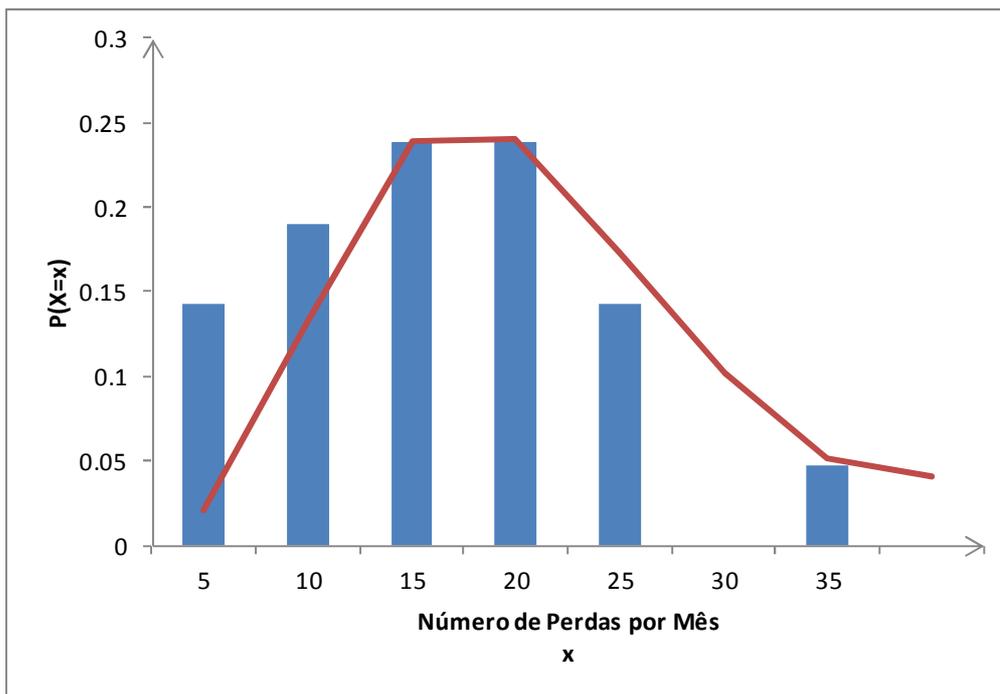


Gráfico E.6 – Comparação da contagem do Evento de Perda 3 com a distribuição binomial negativa, na cauda.

Sobre as mesmas 373 observações, fizemos no **Passo C16** um histograma da severidade computando as perdas por faixas de valores (**Gráfico E.7**).

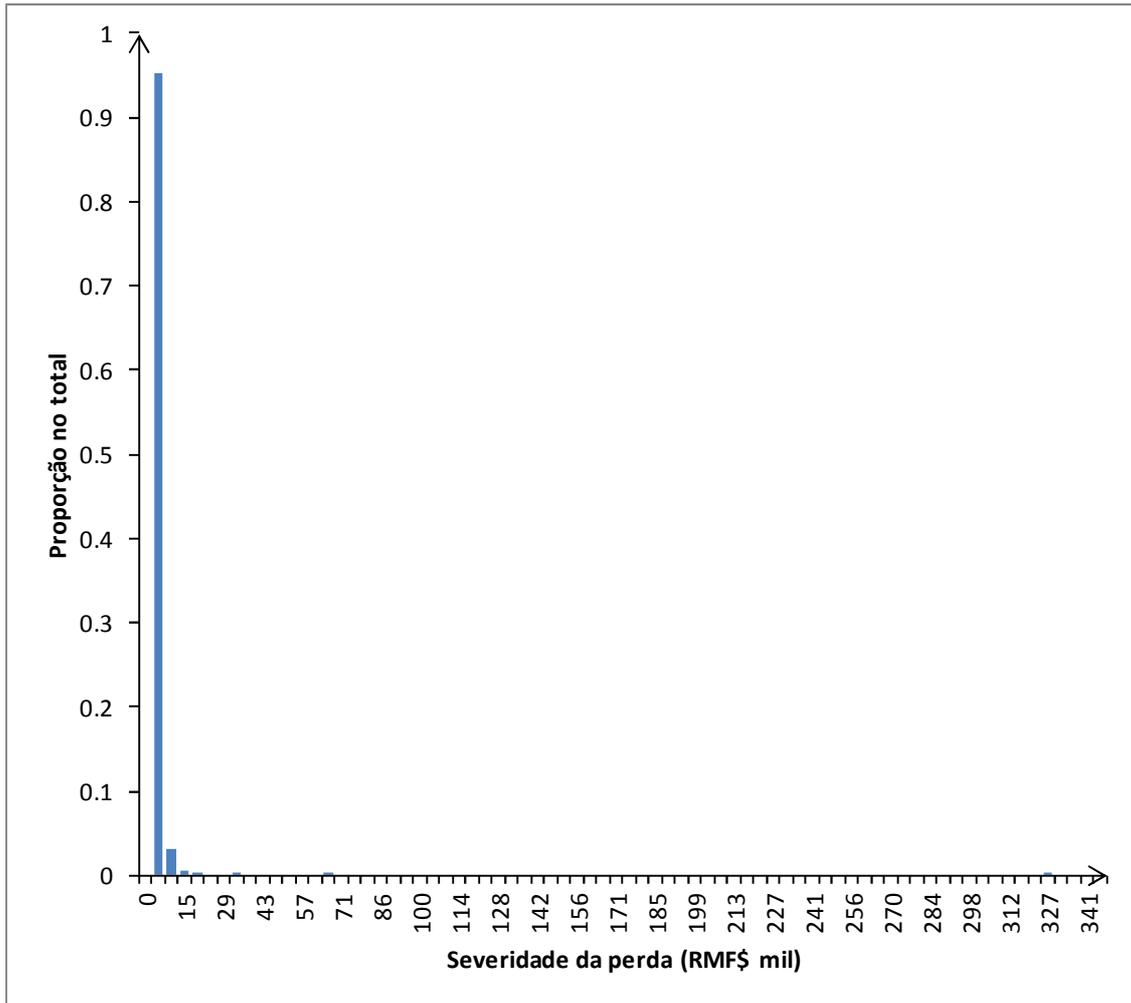


Gráfico E.7 – Histograma da severidade do Evento de Perda 3, na cauda.

Procuramos uma distribuição contínua que se ajustasse a esse histograma, estimando os parâmetros de várias distribuições candidatas (**Passo C17**) e utilizando o Teste Anderson-Darling para identificar as que se ajustavam aos dados (**Passo C18**). As curvas de Johnson foram examinadas prioritariamente para ajuste, dada a sua flexibilidade.

Constatamos que a Curva de Johnson *Unbounded* com parâmetros γ (localização) = 499,13285 , β (escala) = 32,36423, α_1 (forma) = -2,1734 e α_2 (forma) = 0,66744 se ajusta à severidade do Evento de Perda 3 na cauda.

Pelo Teste Anderson-Darling não rejeitamos a hipótese H_0 de que a Curva de Johnson *Unbounded* se ajusta à severidade do Evento de Perda 3 na cauda pois o *p-value* é maior do que 0,25 (teste estatístico = 0,2228) (**Passo C19**).

A comparação da distribuição teórica com a distribuição empírica pode ser vista no **Gráfico E.8** em que o histograma representa a severidade do Evento de Perda 3 na cauda (distribuição empírica) e a linha representa a Curva de Johnson *Unbounded* (distribuição teórica).

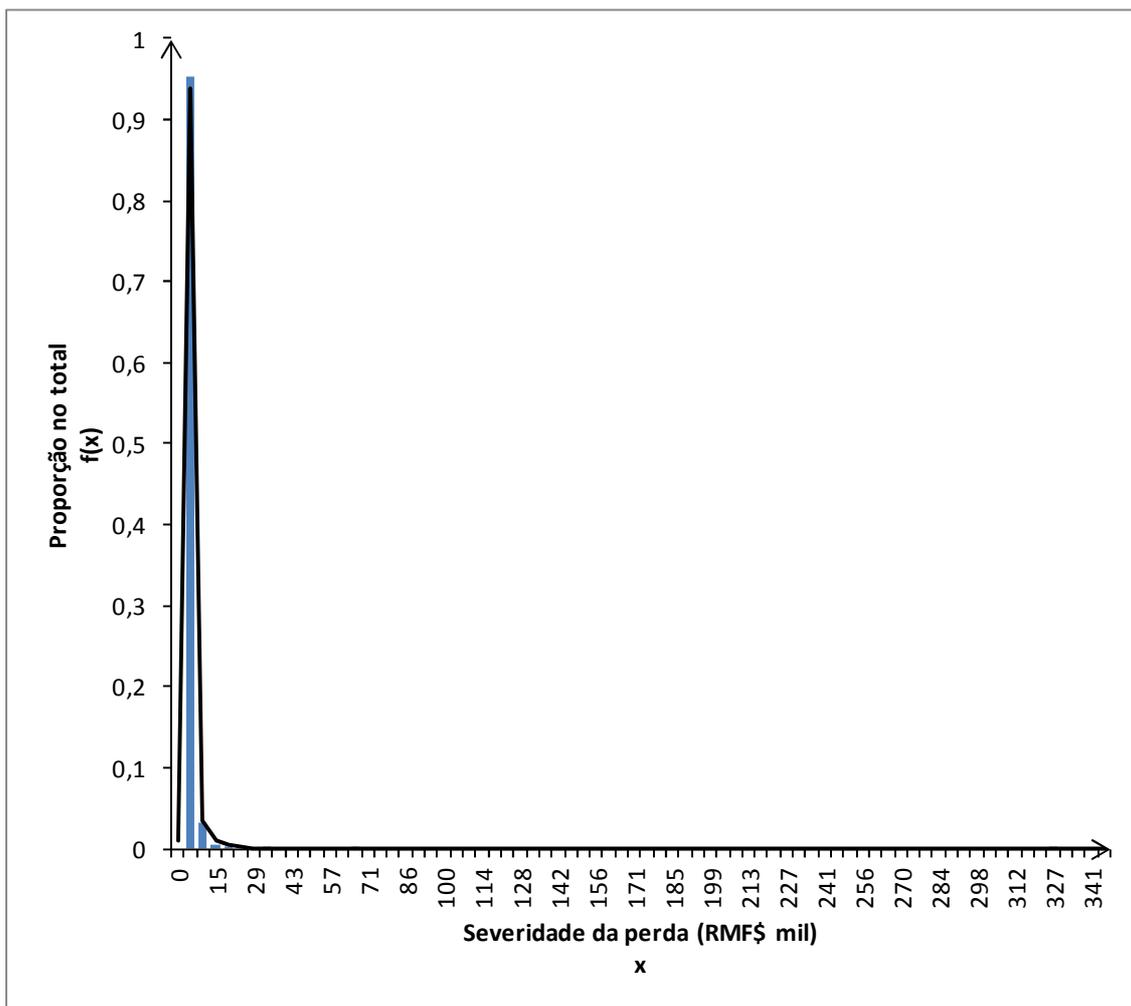


Gráfico E.8 – Comparação da severidade do Evento de Perda 3 com a Curva de Johnson *Unbounded*, na cauda.

Com o ajuste dessas distribuições teóricas tanto à contagem e severidade do corpo quanto à contagem e severidade da cauda, podemos encontrar a distribuição de perdas mensais do corpo e a distribuições de perdas mensais da cauda do Evento de Perda 3. Conforme vimos no **Capítulo 4** (As diversas abordagens para calcular a distribuição de perdas), a distribuição de perdas mensais do corpo é encontrada

pelos **Passos C20 a C24** da **Figura 4.4**. Já a distribuição de perdas mensais da cauda é encontrada pelos **Passos C25 a C29** da **Figura 4.4**. Procedemos com a simulação de Monte Carlo até encontrarmos a distribuição de perdas mensais totais do Evento de Perda 3 conforme os **Passos C30 a C34** da **Figura 4.4**.

APÊNDICE F – VaR Operacional

F.1 Definição de VaR Operacional

Seja A a perda esperada da distribuição agregada de perdas operacionais anuais. A é a média das perdas.

Seja D um percentil $(1-\alpha)$ da distribuição agregada de perdas operacionais anuais. D é o VaR Operacional associado à probabilidade α e é indicado por VaR^α . Usualmente o percentil $(1-\alpha)$ adotado pelos bancos é 99,9% pois é o recomendado pelo Acordo de Capitais Basileia II (BIS, 2006) para calcular o capital para risco operacional.

Seja $(D-A)$ a perda não esperada.

Seja perda extrema a perda que ultrapassar o VaR.

O **Gráfico F.1** representa a distribuição agregada de perdas operacionais anuais de um banco identificando a perda esperada e a perda não esperada.

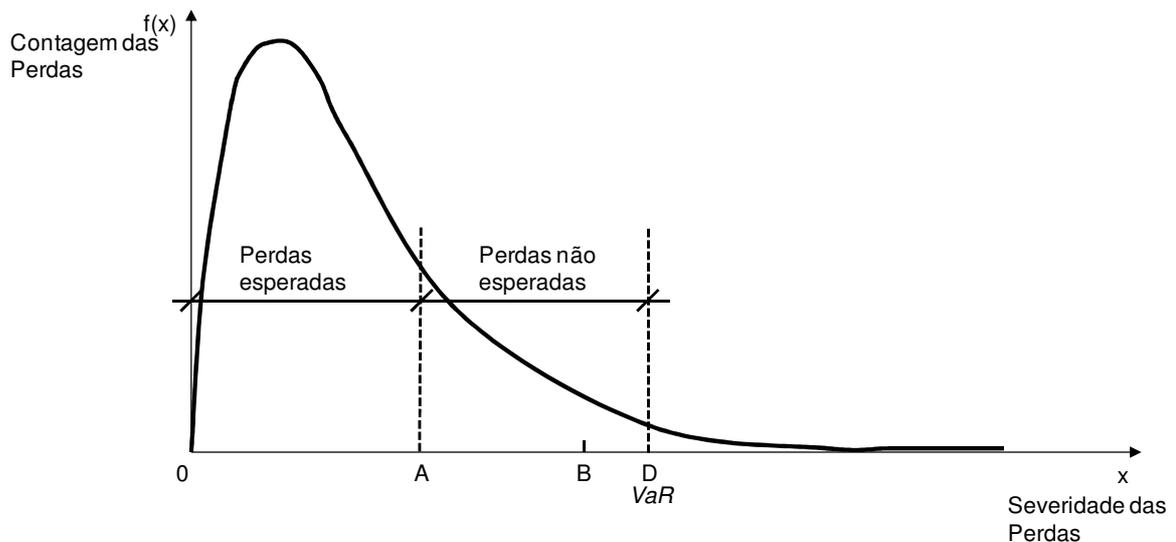


Gráfico F.1 – Distribuição Agregada de Perdas Operacionais com Identificação das Perdas Esperadas e Perdas Não Esperadas.

F.2 Cálculo do VaR Operacional Anual de Um Evento de Perda

Partindo da distribuição de perdas mensais de um evento de perda, podemos chegar ao VaR Operacional anual por simulação. Podemos obter a distribuição empírica de perdas mensais, gerar 12 perdas, somá-las, repetir o processo um grande número de vezes e, da distribuição resultante de perdas anuais, extrair o percentil 99,9% para cálculo do VaR Operacional Anual de um dos eventos de perda.

F.3 Cálculo do VaR Operacional Anual do Banco

Para chegarmos ao capital econômico do banco a ser alocado para risco operacional, partimos das distribuições de perdas anuais dos vários eventos de perda, por exemplo, danos a ativos físicos, fraudes internas, fraudes externas etc. Supomos, por exemplo, que quatro eventos de perda devam compor o capital econômico, por serem os eventos relevantes de perda operacional para determinado banco. Geramos quatro perdas pelas respectivas distribuições empíricas. Somamos as quatro perdas. Repetimos o processo um grande número de vezes e, da distribuição resultante de perdas anuais do banco, extraímos o percentil 99,9% para cálculo do VaR Operacional Anual do banco.

F.4 Independência entre meses e entre eventos de perda

Para se calcular o capital para risco operacional de toda a instituição financeira, adotamos por simplicidade as premissas de independência entre os meses e independência entre os quatro eventos de perda operacional. Isso evitou uma penalidade excessiva na alocação de capital para o pior cenário possível.

F.5 Comparação entre VaR e Expected Shortfall

O VaR não é considerado uma medida coerente de risco dentro dos quatro requisitos propostos por Artzner et al. (1997, 1999) para caracterizar coerência de medida de risco, pois não apresenta subaditividade. Os quatro requisitos de uma medida de risco coerente propostos por esses autores para uma medida de risco de mercado, que nem sempre se aplicam para uma medida de risco operacional, são:

a) Subaditividade: $\rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y)$. (46)

O risco de uma carteira com os ativos X e Y é menor ou igual que a soma dos riscos calculados separadamente para as exposições a cada ativo X e Y.

b) Homogeneidade positiva: $\rho(tX) = t\rho(x)$. (47)

Aumentar o tamanho de uma carteira por um fator t aumenta o risco pelo mesmo fator t.

c) Monotonicidade: $\rho(X) \leq \rho(Y)$, se $X \leq Y$. (48)

O risco com a exposição ao ativo X é menor ou igual ao risco da exposição ao ativo Y se a exposição ao ativo X for menor ou igual à exposição ao ativo Y.

d) Invariabilidade de translação: $\rho(X + N) = \rho(X) - N$. (49)

Se uma quantidade N de dinheiro for adicionada a uma exposição a um ativo X, o risco da carteira será diminuído em N.

Em que:

$\rho(X)$ é a medida coerente de risco.

X e Y são exposições ao risco.

t é fator de multiplicação de uma carteira de ativos.

N é certa quantidade de dinheiro.

O *Expected Shortfall* (ES) é uma medida de risco que corresponde à média das perdas que ultrapassam o VaR, calculado a um percentil $(1-\alpha)$ (ACERBI e TASCHE, 2002). Pode-se adotar um α de 1% ou 5%, por exemplo. Formalmente:

$$ES = E[X|X > VaR^\alpha] \quad (50)$$

O ES é considerado uma medida de risco coerente por Artzner et al. (1997, 1999) pois atende aos quatro requisitos mencionados acima. É indicado por esses autores como uma alternativa para substituir o VaR como base para se calcular o capital econômico.

No entanto, a falta de subaditividade do VaR não necessariamente o compromete, já que pode torná-lo uma medida de risco mais conservadora e prudente para o cálculo do capital do que outras medidas. Isso ocorre pois haveria a possibilidade de que o risco de uma carteira com os ativos X e Y não fosse menor ou igual à soma dos riscos calculados separadamente para as exposições a cada ativo X e Y.

A ênfase na subaditividade de uma medida de risco faz menos sentido numa visão integrada de riscos, pois o acúmulo de perdas substantivas que minem a credibilidade de uma instituição financeira pode fragilizá-la a tal ponto que componha um risco maior, o de descontinuidade, tornando-a alvo de aquisições, como foi o caso da divisão Natwest Markets do Banco National Westminster, adquirido pelo Royal Bank of Scotland em 2000 (SORKIN, 2000), e o caso da unidade Allfirst Financial do Allied Irish Banks, adquirido pelo M&T Bank em 2002 (LAVERY, 2002).

F.6 Debate sobre a Perda Esperada e Respectiva Provisão

Há certa controvérsia ligada à inclusão ou não da perda esperada no cálculo do capital para risco operacional, se examinamos parte da literatura sobre risco operacional e a orientação do BIS aos reguladores bancários. Dentre os 24 estudos com dados apresentados no **Quadro 2.2** (Softwares, Testes, Contagens, Tratamentos da Perda Esperada e *Thresholds* dos Estudos Empíricos) do **Capítulo 2**, 14 estudos se alinham ao BIS e consideram que o capital deve incluir as perdas esperadas e as perdas não esperadas. Porém, 9 estudos consideram que o capital deve ser composto apenas pelas perdas não esperadas. Completando os 24 estudos, o autor do estudo restante não expõe sua opinião.

Se observarmos o que diz o Acordo de Capitais Basileia II no seu parágrafo 669, o capital regulatório para risco operacional deve contemplar a perda esperada e a perda não esperada:

“Os supervisores bancários devem demandar que os bancos calculem o capital regulatório requerido pela soma da perda esperada e da perda não esperada, a menos que o banco possa demonstrar que captura adequadamente a perda

esperada nas suas práticas internas de negócios.”. (BIS, 2006, p. 151, tradução nossa).

Pelo Comunicado BCB n.o 19217 de 2009, a tendência é que realmente não se possa excluir perdas esperadas ou provisões já realizadas do cálculo do capital regulatório para risco operacional estimado a partir de modelos internos das instituições financeiras. Diz que “... a instituição deve ter capital disponível para arcar com novas despesas de provisão a serem constituídas no próximo período. As provisões já contabilizadas não poderão ser utilizadas para a dedução do capital requerido.” Isto está em linha com os padrões internacionais de contabilidade e com o Acordo de Capitais Basiléia II.