

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
CENTRO DE ESTUDOS SOCIAIS APLICADOS
FACULDADE DE ECONOMIA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**Risco Operacional em Instituições Financeiras:
uma análise para o caso brasileiro**

DÉLIO JOSÉ CORDEIRO GALVÃO

Orientador: Professor Dr. Helder Ferreira de Mendonça

Niterói
2008

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

DÉLIO JOSÉ CORDEIRO GALVÃO

**Risco Operacional em Instituições Financeiras:
uma análise para o caso brasileiro**

Dissertação apresentada como
requisito parcial para a obtenção do
grau de mestre em Economia da
Universidade Federal Fluminense.

Aprovada em março de 2008.

Risco Operacional em Instituições Financeiras:
uma análise para o caso brasileiro

DÉLIO JOSÉ CORDEIRO GALVÃO

Banca Examinadora:

Prof. Helder Ferreira de Mendonça; Dr.
Faculdade de Economia - UFF - Orientador

Prof.^a Carmem Aparecida do Vale C. Feijó; PhD.
Faculdade de Economia - UFF

Prof. Osmani Teixeira de Carvalho Guillén; Dr.
IBMEC-RJ

Lista de Tabelas	Pág.
Tabela 1 - Perdas por eventos de risco operacional.....	19
Tabela 2 - Literatura do <i>Loss Distribution Approach</i>	70
Tabela 3 - Perdas relacionadas a roubo de agências bancárias.....	72
Tabela 4 - Perda esperada para 2005.....	77
Tabela 5 - Perda esperada para 2006.....	78
Tabela 6 - Frequência de perdas esperada para 2006.....	79
Tabela 7 - Estatísticas dos dados de frequência e severidade.....	80
Tabela 8 - Teste Qui-Quadrado para a distribuição de frequência.....	81
Tabela 9 - Estatísticas para a severidade das perdas totais.....	82
Tabela 10 - Seleção do valor de <i>Threshold “u”</i>	84
Tabela 11 - Estatísticas para $u = \text{R\$ } 130.000,00$ (90° percentil), $N=318$	85
Tabela 12 - Estatísticas para $u = \text{R\$ } 170.000,00$ (91,53° percentil), $N= 324$	86
Tabela 13 - Estatísticas para $u = \text{R\$ } 200.000,00$ (95° percentil), $N = 336$	86
Tabela 14 - Resumo dos parâmetros para aplicação na SMC.....	89
Tabela 15 - Cálculo do capital econômico.....	90
Tabela 16 - Relação CE/AT.....	92
Tabela 17 - Relação Depósitos/Ativos das instituições participantes da pesquisa.....	96
Tabela 18 - Valores de d^* e I^* para dado Q	97

Lista de Ilustrações	Pág.
Figura 1 – Participação por país, distribuição das instituições e volume de negócios por segmento.....	37
Figura 2 – Distribuição do volume de negócios.....	39
Figura 3 – Concentração bancária e custo de overhead bancário.....	41
Figura 4 – Organograma do modelo <i>bottom up LDA</i> do <i>DB</i>	55
Figura 5 – Tendência das perdas, agregadas em nível mensal.....	73
Figura 6 – Gráfico do melhor ajuste da frequência das perdas.....	81
Figura 7 – Gráfico de Ajuste da Severidade das Perdas.....	82
Figura 8 – Gráfico do <i>Mean Excess Plot</i>	83
Figura 9 – Classificação das perdas.....	85
Figura 10 – QQ-Plot: $u = \text{R\$ } 130 \text{ mil}$, $N=318$, 90° percentil.....	87
Figura 11 – QQ-Plot: $u = \text{R\$ } 170 \text{ mil}$, $N=324$, 91,52° percentil.....	87
Figura 12 – QQ-Plot: $u = \text{R\$ } 200 \text{ mil}$, $N = 336$, 95° percentil.....	88
Figura 13 – Gráfico de melhor ajuste da severidade para Log Normal.....	89
Figura 14 – Resumo dos parâmetros para aplicação na SMC.....	89
Figura 15 - Matriz de <i>payoff</i>	98

Resumo

Desde a divulgação do Novo Acordo de Basiléia, ferramentas e processos específicos vêm sendo desenvolvidos com o intuito de registrar, calcular e mitigar o risco operacional. Esta dissertação apresenta uma avaliação de como o assunto está sendo tratado pelo sistema bancário no Brasil e no mundo. Ademais, são destacados os principais resultados obtidos por meio da aplicação do método *Loss Distribution Approach* (LDA) empregado no cálculo do VaR Operacional com fins de calcular o capital econômico por risco operacional das instituições financeiras. Para tanto, é apresentado um exercício numérico que calcula o capital econômico por risco operacional utilizando o VaR Operacional (via simulação de Monte Carlo) e a Perda Esperada (utilizando cadeias de Markov). Os dados de perda utilizados no exercício foram extraídos das perdas por roubo a agências bancárias no estado de Minas Gerais ao longo dos anos de 1999 a 2005. Os resultados encontrados evidenciam uma grande volatilidade nos valores estimados para o capital econômico em função da escolha do melhor método para ajustar os dados da severidade das perdas. Por fim é apresentada uma análise da interação existente entre depositantes e acionistas (representados pelo gestor de uma instituição financeira) sob a ótica do mercado. Os resultados obtidos indicam que há benefícios potenciais para depositantes e acionistas decorrentes da implementação do Novo Acordo de Basiléia.

Palavras Chave: Risco operacional, VaR operacional, cadeias de Markov, e capital econômico.

Abstract

Since the publication of the New Basel Accord, several tools and specific procedures are being developed in order to register, calculate and to mitigate the operational risk. This dissertation presents an evaluation regarding how this issue is being handled by the Brazilian banking system and all around the world. In addition, it has highlighted the main results obtained through the application of *Loss Distribution Approach* (LDA) method applied in the calculation of the Operational VaR towards the calculation of the economic capital in order to cover the operational risk of the financial institutions. For such purpose, it is presented a numeric exercise that calculates the economic capital for the operational risk using the operational VaR (through the Monte Carlo simulation) and the expected loss (using Markov chains). The losses data used in such exercise have been extracted from the losses by robbery of the bank agencies of Minas Gerais State from 1999 until 2005. The results evidence a major volatility in the estimated amounts for the economic capital considering the choice of the best method to adjust the data of the loss severity. Finally, it is presented an analysis of the relationship between the depositors and the shareholders (represented by a financial institution's manager) from the market point of view. The obtained results indicate that there are potential benefits to the depositors and to the shareholders due to the implementation of the New Basel Accord.

Key words: operational risk, operational VaR, Markov chains, and economic capital.

Agradecimentos

Aos colegas de trabalho do Departamento de Pesquisa do Banco Central do Brasil: João Mauricio de Souza e Jaqueline Marins, pelo apoio intelectual e operacional; aos colegas da área de supervisão bancária em São Paulo: Alex Aaltonen e Bellini Santana pela disponibilidade e suporte técnico no municiamento de material para pesquisa e a todos os colegas do Departamento de Organização do Sistema Financeiro, em especial ao Hélio Luiz Pinto Barbosa, a Alba Helena S. Franco e ao Adelino Rocha Cesário pelo incentivo e apoio para que eu pudesse realizar e concluir o mestrado.

Aos analistas do BNDES: Luis Xavier Borges e Eduardo J. Lins de Carvalho, pelas discussões teóricas na elaboração do tema.

Ao Professor Helder Ferreira de Mendonça pela orientação, dedicação e incentivo dispensados.

Ao colega Renato Loures pela parceria nos trabalhos apresentados em dois congressos em 2007 e nos artigos submetidos a revistas científicas.

A todos os colegas de mestrado, pelo companheirismo e apoio com vistas a vencer todas as dificuldades até a chegada desse momento.

Por último, porém sem menor destaque, agradeço a minha mulher Isabel, verdadeira heroína, que conseguiu aliar a dose certa de carinho, amor, dedicação, incentivo, apoio, paciência, tolerância e resignação para entender as noites insones; perdoar as angustias vividas; e motivar-me dia após dia para levar a termo a presente obra.

*Dedico esta obra a minhas meninas,
verdadeiras fontes de inspiração:
Isabel, amada esposa,
Luiza e Beatriz, queridas filhas.*

*“Embora ninguém possa voltar atrás e fazer um
novo começo, qualquer um pode começar
agora e fazer um novo fim.”*

Francisco Candido Xavier

Sumário	Páginas
1. Introdução	12
2. Risco Operacional e o Novo Acordo de Basiléia.	15
2.1. Definição para o Risco Operacional	16
2.2. Origem do Risco Operacional em Instituições Financeiras	21
2.3. Episódios de Perda Relacionados a Eventos de Risco Operacional	25
2.4. O Novo Acordo de Basiléia	28
2.5. A Implementação do Novo Acordo nas Instituições Financeiras da América Latina	36
2.6. A Regulação Bancária no Brasil	43
3. Metodologia Avançada para o Cálculo do RO	47
3.1. A Literatura sobre o <i>LDA (Loss Distribution Approach)</i>	48
3.2. A Metodologia do <i>Loss Distribution Approach (LDA)</i>	51
3.2.1. A Frequência das Perdas	56
3.2.2. A Distribuição de Severidade das Perdas	57
3.2.3. A Teoria do Valor Extremo e o Método <i>Peaks over Threshold</i>	61
3.2.4. Cálculo do Capital Econômico	67
4. Uma Aplicação Numérica para o Cálculo do CE	72
4.1. Cálculo das Perdas Esperadas Segundo um Modelo que Utiliza Cadeias de Markov	74
4.1.1. Apresentação do Modelo	74
4.1.2. Análise Empírica	77
4.2. A Estimativa do CE Segundo a Metodologia do LDA	79
5. Uma Análise em Jogos para o Risco Operacional	93
5.1. Referencial Teórico	94
5.2. Análise sob a Ótica da Matriz de <i>Trade-off</i>	97
6. Considerações Finais	100
7. Referências Bibliográficas	103
8. Apêndices	107
Apêndice A	108
Apêndice B	117
Apêndice C	119

1. Introdução

Desde a revisão do Acordo de Basiléia tem sido requerido das instituições financeiras que se mantenha capital suficiente para cobrir perdas financeiras provenientes de eventos de risco operacional. Assim, a quantificação do risco operacional passou a receber crescente atenção, tanto por parte das instituições financeiras quanto pelos *policymakers*. A estes caberá, em última instância, a tarefa de avaliar, julgar e anuir (ou não) para com as estratégias de gerenciamento, de administração e de controle do risco, bem como quanto à metodologia de cálculo dos riscos, dos instrumentos de mitigação e *hedging* utilizados.

Já se encontra difundida a idéia de que as instituições financeiras, no desempenho de suas atividades, estão sujeitas ao risco operacional além dos de crédito e de mercado. Resultados apresentados em recente artigo de Fontnouvelle *et al.* (2006) apontam para o fato de que o montante de capital alocado para o risco operacional tem sido superior ao montante alocado para risco de crédito e que os grandes bancos deverão alocar vários bilhões de dólares na cobertura dessa categoria de risco nos próximos anos.

Preocupado com a estabilidade financeira internacional, o Comitê da Basiléia para Supervisão Bancária (Comitê de Basiléia) tem buscado desenvolver e aprimorar os métodos necessários e suficientes a identificar o perfil particular de cada instituição financeira respeitando suas especificidades. Nos últimos anos, o aumento do número de perdas operacionais fez com que as entidades financeiras passassem a ver a apuração do risco operacional não mais como uma forma simples de controle interno, mas sim como um fator estratégico dentro da organização. Na busca pela criação de estruturas e processos específicos para mensuração e mitigação dessa categoria de risco, a troca de informações entre órgãos reguladores e bancos tornou-se a chave para o desenvolvimento de métricas quantitativas e qualitativas de cálculo do risco operacional na indústria bancária.

Hoje em dia, as instituições financeiras estão convivendo, de forma simultânea, com os impactos acarretados pela obrigatoriedade de atender a regulamentação em um prazo exíguo e o seu posicionamento em relação à adoção de métodos de gestão de risco cada vez mais completos (que proporcionem vantagens competitivas). De acordo com o relatório elaborado pela Everis (2005), para 80% das instituições financeiras no Brasil e no México, o cumprimento das regras determinadas pelos respectivos órgãos

reguladores deixou de ser o único propulsor das mudanças devido à implantação de um novo esquema de gestão de negócios. Para estas instituições, os riscos inerentes ao sistema bancário (riscos de mercado, de crédito, operacional, de imagem etc...) aparecem fatores fundamentais em qualquer decisão a ser tomada.

Contudo, a publicação do Novo Acordo ensejou as mais diversas críticas, a ponto do diretor de um dos três órgãos reguladores bancários federais norte americano (*The Office of the Controller of the Currency*) tê-lo qualificado publicamente de “ridículo”. Na busca pela estabilidade do sistema bancário pela exclusão do risco sistêmico questiona-se se será possível curar a doença sem matar o paciente. Teóricos, agentes do mercado, e mesmo *policymakers* têm comentado a potencial prociclicidade do Novo Acordo de Basileia (Gordy e Howells, 2006). A estratégia de substituição da regulação prudencial de liquidez, em que se baseou o Acordo de 1988, por esta do Novo Acordo, que atrela o capital a estimativas de risco, pode acabar por restringir recursos que deveriam estar disponíveis às atividades operacionais do banco.

É fato que, nem os acionistas nem os clientes, ou sequer os funcionários de qualquer instituição financeira sabem que são eles que pagam a conta das perdas operacionais causadas pela má gestão da administração financeira. Na maior parte dos casos não desconfiam que tais perdas existam nem sabem avaliar em quanto montam. Um exemplo dessa situação é o caso Enron. Mais de vinte mil funcionários, além de perderem o emprego, também perderam suas aposentadorias, pois o fundo de pensão havia investido de forma maciça em ações da própria empresa.

Ao órgão supervisor cabe definir quais os limites mínimos de provisão de capital regulamentar destinado à cobertura das perdas provenientes dos riscos a que os bancos estão sujeitos. Aos bancos se apresentam duas questões conflitantes. De um lado, a preocupação de que a alocação de capital para cobrir as eventuais perdas decorrentes do risco operacional seja insuficiente, o que pode acarretar medidas punitivas do órgão supervisor. De outro lado, que a diminuição da margem de lucratividade da instituição, em razão daquela alocação de capital, possa se reverter em fuga de ativos (representado pela queda do valor das ações no mercado). Logo, no que se refere à alocação do capital, o administrador se vê diante de um problema de escolha ótima, qual seja: o de maximizar o lucro da instituição com o menor custo das medidas capazes de mitigar o risco operacional minimizando a alocação de capital regulamentar.

Destarte, as instituições financeiras que conseguem mitigar o risco operacional e reduzir a ocorrência de perdas a estes associadas, tendem a captar mais depósitos e,

portanto, auferem maior lucratividade. Logo, a modelagem de risco operacional serve como uma ferramenta para os bancos maximizarem valor para seus acionistas e a construção de cenários pode auxiliar os executivos na tomada de importantes decisões relacionadas aos seus processos, produtos, e serviços, minimizando perdas e aumentando a eficiência.

Para mitigar o risco operacional, um banco pode melhorar seus métodos de controle, ampliar sua infra-estrutura ou contratar um seguro para cobrir suas exposições aos riscos operacionais. Contudo, nenhuma dessas alternativas representa um *free lunch*. O custo associado a cada alternativa tem de ser comparado ao benefício alcançado, que pode ser entendido como a diminuição da frequência de ocorrência dos eventos de risco operacional e a perda associada à ocorrência destes. Sendo assim, emerge a discussão em torno dos termos e condições em que deverá um banco contratar seguros para mitigar a exposição ao risco operacional.

A ocorrência de um evento de risco operacional afeta tanto os depositantes quanto os acionistas. É importante notar que não há benefícios envolvidos em se negligenciar os riscos operacionais e, por conseguinte, ambos (depositantes e acionistas) têm incentivos para evitá-los. Tais argumentos revelam a importância em se identificar a estratégia capaz de maximizar as utilidades dos acionistas e, simultaneamente, as utilidades dos depositantes.

Além desta introdução este estudo encontra-se estruturado da seguinte forma. O segundo capítulo apresenta uma análise do estado-da-arte sobre o risco operacional. O terceiro capítulo analisa a metodologia mais aplicada pelos gestores de risco das grandes instituições no sistema bancário para o cálculo do capital econômico, o *Loss Distribution Approach (LDA)*. O quarto capítulo apresenta uma aplicação numérica para o cálculo do capital econômico introduzindo uma alternativa ao cálculo das perdas esperadas utilizando-se cadeias de Markov. O quinto capítulo se aprofunda na análise da interação existente entre os depositantes e os acionistas (neste caso representado pelos gestores da instituição) sob a ótica do mercado. É proposta a utilização de um jogo com estratégias puras que conduz ao conjunto ótimo extraído da matriz de *payoffs* cujo resultado maximiza tanto o retorno dos depositantes quanto os dividendos dos acionistas. Por fim, são apresentadas considerações finais.

2. Risco Operacional e o Novo Acordo de Basiléia

O Acordo de Basiléia, de 1988, sofreu uma grande revisão e atualização, cujo resultado final foi apresentado em junho de 2004 pelo *Bank for International Settlements (BIS)*, consolidado no documento "*Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards - A Revised Framework*" (Basel II-Framework). Em junho de 2006, o Comitê de Basiléia apresentou uma compilação, intitulada "*Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards Comprehensive Version*" que compreende além da versão divulgada em 2004, os aperfeiçoamentos propostos em novembro de 2005, introduzidos no documento sob o mesmo título (Novo Acordo).

Uma das principais inovações do Novo Acordo é a previsão de que os órgãos de regulação e supervisão bancária (no caso do Brasil - o Conselho Monetário Nacional (CMN) e o Banco Central do Brasil (BCB)) passem a exigir dos bancos, capital próprio adicional para fazer frente a riscos de perda associados às atividades operacionais das instituições. Destarte, este Novo Acordo de Basiléia implicará uma profunda modificação na metodologia de cálculo do capital mínimo para as instituições financeiras. Tal metodologia deverá ser mais sensível aos riscos assumidos por cada instituição. O cronograma para implementação do Novo Acordo no Brasil foi anunciado pelo BCB por meio do Comunicado nº. 12.746, de 9.12.2004. Do referido normativo destaca-se artigo 6º inc. I e II:

“ 6. Assim, o Banco Central do Brasil deverá proceder a implementação da nova estrutura de acordo com o seguinte planejamento, ressaltando que, apesar de as ações aqui descritas voltarem-se primordialmente ao Pilar 1, a cada uma corresponderão ações equivalentes no âmbito do Pilar 2 (Processos de Supervisão) e Pilar 3 (Transparência e Disciplina de Mercado):

I – até o final de 2005: revisão dos requerimentos de capital para risco de crédito para adoção da abordagem simplificada e introdução de parcelas de requerimento de capital para risco de mercado ainda não contemplados pela regulamentação, *bem como o desenvolvimento de estudos de impacto junto ao mercado para as abordagens mais simples previstas em Basiléia II para o risco operacional;*

II – até o final de 2007: estabelecimento dos critérios de elegibilidade para adoção de modelos internos para risco de mercado e planejamento de validação desses modelos, estabelecimento dos critérios de elegibilidade para a implementação da abordagem baseada em classificações internas para risco de crédito e *estabelecimento de parcela de requerimento de capital para risco operacional (abordagem do indicador básico ou abordagem padronizada alternativa)*” . (grifo meu)

2.1. Definição para o risco operacional

Risco operacional é um assunto que tem mobilizado os bancos tanto no Brasil quanto no resto do mundo. O estudo dessa categoria de risco está presente, por exemplo, nas obras de Crougny, Galay e Mark (2001); Marshall (2002); Harmantzis (2003); Duarte Jr. (2003); Cruz (2003); Klugman Panjer, Wilmot e Gordon (2004); e Panjer e Harry (2006).

Na definição de Duarte Jr. (1999), risco operacional é uma medida das possíveis perdas em uma instituição no caso de seus sistemas, práticas e medidas de controle não serem capazes de resistir às falhas humanas ou a situações adversas de mercado. Para Cruz (2002) refere-se a perdas originadas de erros operacionais de qualquer espécie que afetem o lucro dos bancos. Segundo a definição adotada pelo BIS, o conceito de risco operacional está relacionado aos riscos de perdas decorrentes de falhas ou inadequações de pessoas, processos, sistemas ou de eventos externos; incluindo riscos legais e excluindo riscos estratégicos e de imagem (*strategic and reputational risk*).¹

No Brasil, por meio da Resolução nº 3.380, de 29.06.2006, o BCB determinou, em seu artigo 9º, que a estrutura de gerenciamento do risco operacional seja implementada até 31.12.2007. Da mesma forma, em seu artigo 2º definiu como risco operacional, “a possibilidade de perdas resultantes de falha, deficiência e inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou eventos externos.” Esclarece, a seguir, que essa definição: “inclui o risco legal associado à inadequação ou deficiência em contratos firmados pela instituição, bem como a sanções em razão de descumprimento de dispositivos legais e a indenização por danos a terceiros decorrentes das atividades desenvolvidas pela instituição”.

É reconhecido que o risco operacional é um termo que possui uma variedade ampla de significados na indústria financeira e, portanto, os bancos irão adotar uma

¹ *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework - Comprehensive Version* – Junho de 2006.

definição de risco operacional que melhor atenda a suas especificidades na hora de estabelecer os objetivos internos. Entretanto, qualquer que seja esta definição por parte da instituição, uma clara compreensão do significado do risco operacional é muito importante para o controle e para uma eficiente gestão desta categoria de risco. Mesmo assim, é importante que a identificação também leve em consideração a diversidade dos riscos operacionais relevantes e que contemple as mais significativas causas de perdas operacionais.

Deve-se levar em consideração o fato de que aplicações mais arriscadas tendem a ser mais rentáveis. Em uma análise sob a ótica pós-keynesiana os bancos são agentes que apresentam preferência pela liquidez determinada pelas expectativas formadas em condições de incerteza não-probabilística (do tipo knightiano). Por exemplo, considerando-se uma economia que atravessa um período de expansão, como no ciclo descrito por Minsky (1986), os agentes tendem a diminuir suas margens de segurança de forma gradual. O motivo para este procedimento não se deve ao fato de os agentes terem se tornado mais propensos ao risco, mas, por ser essa sua nova percepção de risco extraída do mercado. A expansão de crédito pelos bancos ocorre de forma natural em consequência de que seus antigos clientes estão aferindo maiores lucros e pagam seus empréstimos em dia. (de Paula e Alves Jr. 2003)

No ciclo minskyano, um lucro maior das empresas melhora a expectativa de maiores lucros que levam a um aumento da oferta de crédito por parte dos bancos e um conseqüente aumento no valor dos preços de seus ativos de investimento (suas garantias). A expansão do volume de crédito somente será interrompida em consequência de restrição imposta pelo capital regulamentar. Neste caso, as inovações financeiras (tais como as operações de securitização que o sistema financeiro dos EUA passou a utilizar na década de 1990) passam a ser fundamentais, pois flexibilizam os mecanismos de restrição ao crédito. Assim, o tomador só interrompe essa fase do ciclo econômico ao deparar-se com a alta excessiva no preço das suas garantias e o elevado grau de endividamento em que se situa, levando a instituição a uma nova fase, agora de ciclo econômico recessivo. (Chianamea, 2005)

É importante notar que mesmo no caso de uma análise sob a perspectiva novo-keynesiana, o resultado de uma mudança nas informações de mercado acompanhado de um aumento no risco de inadimplência devido, por exemplo, a um racionamento de crédito, provocaria um aumento da taxa de juros. Logo, mesmo que o agente econômico possua uma garantia real, de valor mais elevado, que assegure que os empréstimos

concedidos sejam honrados (ainda que impliquem menor taxa de juros na operação), a instituição aferirá lucros mais elevados, devido à redução da taxa de inadimplência. Portanto, ao assumir uma postura de maior risco (nesse caso os riscos típicos da atividade bancária – risco de mercado (ou de juros), de crédito e de liquidez) na concessão de empréstimos ou na composição de sua carteira de ativos, a instituição financeira incorrerá em maiores lucros (Carvalho, 2007).

Contudo, diante da natureza diferenciada que a categoria de risco operacional possui independente do ciclo econômico em que se baseie a análise, pela ótica dos acionistas da instituição financeira o risco operacional sempre será visto como destruidor de valor. Afinal, dentro do Novo Acordo, as exigências de capital para risco operacional não têm qualquer dispositivo para amortecimento de ciclos econômicos, nem têm um papel específico na concepção de ciclos criados com base na assimetria de informações (Chianamea, 2005).

De acordo com as medidas propostas pelo Comitê de Basiléia, haverá uma demanda de capital voltada para o risco operacional. O banco, ao reconhecer que está exposto a um maior nível de risco operacional será obrigado a reter um maior volume de capital para cobrir uma eventual perda nessa categoria de risco. O capital alocado para suportar o risco terá de permanecer investido em ativos líquidos e não poderá ser usado operacionalmente o que, por conseguinte, levará a uma redução das reservas livres para novas operações de crédito. Assim, a exigência de capital limitará a alavancagem e reduzirá o lucro do sistema bancário. Logo, mais uma vez, torna-se evidente a importância de identificar e buscar formas de mitigação dessa categoria de risco no sistema bancário.

Segundo o Departamento de Gestão de Risco Operacional do Banco do Brasil, em documento divulgado em 2004, as reduções de risco operacional normalmente levam a um aumento de eficiência e a menores custos. Assim, a construção de cenários pode auxiliar os executivos na tomada de importantes decisões relacionadas aos seus processos, produtos e serviços. A busca pela relação ótima entre risco e retorno na instituição financeira pode minimizar perdas e aumentar a eficiência sem negligenciar o custo para mitigar o risco e ampliar o retorno em termos de benefício alcançado.

Um dos desafios para se identificar o nível de risco operacional passou a ser o de avaliar, em tempo presente, o valor que a ocorrência de um evento hoje pode ter em meses, ou até em anos, depois que a configuração do fato seja conhecida (Cruz 2002). Além disso, observa-se que erros operacionais têm efeito sobre outros tipos de risco,

como o de mercado e o de crédito. Uma falha operacional em uma transação financeira que foi processada de forma incorreta pode conduzir o mercado a uma avaliação equivocada da posição desse ativo na instituição financeira. Como o risco de mercado também costuma ser mensurado pela posição dos ativos, essa avaliação ficará comprometida.²

Duas das principais causas de perdas por falhas operacionais estão relacionadas ao uso indevido do conhecimento e à falta de proteção deste. Ao uso indevido do conhecimento associam-se algumas características do comportamento humano que acarretam perda de valor para a instituição. Destacam-se: a *incompetência*, que está relacionada à insuficiência, seja de conhecimento, capacidade, habilidade, autoridade ou idoneidade para realizar determinada tarefa; a *displicência* relacionada ao descuido, desleixo, descaso, desmazelo, indiferença ou desinteresse; e as *fraudes*, que nada mais são que ações praticadas de má-fé.

O “*The 2002 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk*”³ (2003 a), emitido pelo *Risk Management Group* do Comitê da Basileia, apresenta vários dados relacionados a perdas por eventos de risco operacional, compilados dos registros de 89 bancos de primeira linha na indústria bancária internacional. A tabela 1 apresenta uma lista de eventos e valores de perdas que podem ser associadas à má gestão do conhecimento nas organizações.

Tabela 1
Perdas por eventos de risco operacional

Tipo de evento	Perda*
Roubo e fraude	1.774,8
Relações com empregados	526,6
Adequação, divulgação, confiança, negócios e práticas de mercado.	1.024,5
Danos a ativos fixos	1.893,4
Falha de sistemas e interrupção de negócios	212,5
Captura de transações, execução e manutenção.	2.292,6
Outros	71,1
Total	7.795,5

Fonte: Gerenciamento do Risco Operacional em Organizações Financeiras, Carvalho (2003 a)

Nota: * Valores expressos em milhões de Euros

² Ver Cruz (2002) para o caso apresentado do SBC Warburg (banco de investimento) em outubro de 1996.

³ O documento produzido pelo *Risk Management Group* (RMG) do Comitê de Basileia apresenta a compilação dos dados de perda operacional, que excederam a € 10.000, fornecidos de forma voluntária por 89 instituições bancárias de 19 países na Europa, Américas do Norte e Sul, Ásia e Austrália que totalizaram 47.269 referentes ao ano de 2001, disponível em <http://www.bis.org/bcbs/qis/ldce2002.htm>.

Uma parcela dos valores de perdas apresentados referem-se a atos que podem se relacionar à incompetência, displicência, ou fraudes. Os danos a ativos fixos, que em princípio não parecem estar associados à gestão do conhecimento, costumam estar ligados à incompetência ou a displicência. Os danos a equipamentos, por exemplo, podem servir ao propósito de gerar mais tempo ocioso ao trabalhador, ou advir da falta de conhecimento no uso e trato com o equipamento.

As perdas nas relações com empregados podem ser associadas à displicência com as leis trabalhistas. Tal displicência pode provir da organização, por não conhecer seus limites legais e não os respeitar, como também por complacência, ato voluntário ou por desconhecimento do conjunto normativo que precisa e deve respeitar. Qualquer dessas situações expõe a organização a perdas de diversas ordens como as de imagem e financeira, nunca proporcionais aos benefícios decorrentes do descumprimento.

Os roubos e fraudes, especialmente as internas, são ações que não raro decorrem do aproveitamento criminoso do conhecimento. Funcionários que promovem ações fraudulentas têm de possuir um bom conhecimento dos processos da organização para aproveitarem-se da falta de proteção e das brechas na segurança e alcançarem seus objetivos.

Em recente pesquisa, realizada pela Unisys (2005) em 8 países (Estados Unidos, Alemanha, Reino Unido, França, Brasil, Hong Kong, México e Austrália), ficou demonstrado que, em média, 8% dos clientes dos bancos desses países já sofreram com o chamado “roubo de identidade”, ou seja, roubos indexados a falhas de processos via internet, a caixas eletrônicos ou via clonagem de cartões, dentre outros. Os países que lideraram a lista foram os EUA com 17%, o Reino Unido com 11%, e o Brasil com 9%. Esses números revelam a relevância do risco operacional para a indústria bancária e seus clientes.

Um bom exemplo de como um evento com baixa probabilidade de ocorrência pode acarretar um alto custo à reputação de uma instituição financeira é o caso do sistema computacional do Royal Bank of Canadá ocorrido em junho de 2004. O sistema ficou paralisado por uma semana devido a um erro em um programa de atualização de dados. A queda da rede em razão deste erro de programação atingiu 10 milhões de clientes que não puderam ter acesso a seus extratos bancários e um grande número de pessoas teve que esperar pela compensação de seus depósitos e outras transferências. O Royal Bank of Canadá mobilizou mais de 150 pessoas trabalhando durante o dia e cerca

de 100 pessoas durante a noite, ao longo de uma semana, para conseguir resolver o problema e restaurar o seu banco de dados (Crouhy, Galai e Mark, 2004).

2.2. Origem do Risco Operacional em Instituições Financeiras

Sob a ótica da liquidez dos mercados, sustentada por Keynes e Schumpeter (ver Carvalho, 1997 e Schumpeter, 1954), os bancos se diferenciam das demais instituições financeiras por possuírem a capacidade de gerar recursos, criar meios de pagamento e, portanto, maior liquidez. Segundo essa linha de pensamento, a origem dos bancos se deu a partir do surgimento de dois institutos: (i) as casas de guarda-valores e (ii) as casas bancárias que financiavam o comércio exterior. As antigas “casas de guarda-valores” mantinham a guarda das caixas fortes, que eram utilizados para guardar objetos como jóias e bens de valor. Com o passar do tempo deram origem ao serviço de custódia de valores. A confiança do custodiado, que nesse caso exercia o papel de depositante, se dava na pessoa do emissor do recibo.

A relação comercial entre o custodiante e os comerciantes tornou a emissão dos recibos uma função permanente e fez surgir a emissão das *letras de câmbio* (*change bills*), que nada mais eram que títulos a serem negociados entre os agentes (custodiantes e comerciantes). O volume de recibos emitidos deveria guardar proporcionalidade relativa ao lastro. Com o passar do tempo, sucedeu-se ao processo de emissão dos recibos lastreados nos bens custodiados, a emissão sem o lastro correspondente, que adquiria a característica de meio de pagamento. A assunção desse passivo era, então, utilizada para a aquisição de novos ativos, que serviam para lastrear emissões outras que propiciavam uma maior lucratividade àqueles estabelecimentos. Assim, surgiram as primeiras instituições monetárias que antecederam às instituições financeiras.

As guerras, na idade média, passaram a exigir grandes volumes de dinheiro para seu financiamento, o que implicou o surgimento de vultosas oportunidades de negócios. Desta forma, instituições monetárias na Inglaterra e na França emergiram como os grandes intermediários dos negócios financeiros propiciando a formação das primeiras instituições financeiras, como o banco central na Inglaterra (que foi o primeiro banco central no mundo) e com ele a economia de escala na aplicação de recursos. Devido à instituição da moeda de curso forçado⁴, a Coroa Inglesa obrigou a aceitação do passivo

⁴ O termo “moeda de curso forçado” significa ser proibido, por força da lei, recusar o pagamento feito com aquela moeda especificada.

do Banco da Inglaterra, que por sua vez, se comprometia a financiar o governo em suas guerras. Assim, o governo impunha que as obrigações do Banco Central da Inglaterra fossem aceitas em todas as regiões do Reino Unido no século XVII. Como consequência, as instituições financeiras foram obrigadas a receber os títulos de emissão daquele banco central, cujo passivo, passou a ter privilégios de emissão por ter aceitação obrigatória.

Coube às primeiras instituições financeiras tornar divisível um ativo originariamente indivisível. As empresas de atividade comercial possuíam, em seus ativos, navios e instalações, entre outros, que não podiam ser negociados em partes. Portanto, o artifício de vender cotas da empresa fez surgirem as primeiras ações de empresas a serem negociadas no mercado. As instituições financeiras passaram, então, a deter atributos que as levaram a exercer um papel central de intermediários financeiros ao transformar ativos ilíquidos em passivos líquidos, via *mercado de crédito*. Dessa forma, um lucro futuro pôde ser dado como garantia para um pagamento presente. Tratava-se de um colateral⁵, cujo custo de oportunidade era cobrado por assumir um contrato ilíquido.

Uma vantagem na utilização dos intermediários financeiros supracitados consistia na capacidade de captar recursos no curto prazo e emprestar no longo prazo. Este tipo de operação permitia a obtenção de um diferencial entre as duas taxas, entretanto, havia o risco do descasamento. Com a evolução desse tipo de prática no sistema financeiro, com o objetivo de evitar o descasamento entre a data da captação e o empréstimo, o intermediário passou a deter a prerrogativa de, apenas, apresentar os tomadores aos aplicadores, sem absorver o risco de crédito. Este processo é uma das modalidades de operação de securitização⁶ muito empregada pela indústria bancária nos dias atuais (Carvalho, 2005).

Securitização nada mais é que a transformação de obrigações financeiras que foram geradas anteriormente, em processos de oferta de crédito, via papéis ‘colocáveis’

⁵ Colateral – Garantia ou caução. Bens oferecidos pelo devedor ao credor, como garantia do pagamento de um empréstimo.

⁶ “Nas operações de securitização, uma carteira de crédito de um banco, ou parte dela, é vendida a uma empresa constituída especialmente para esse propósito. Uma empresa de *rating* estrutura toda a operação de constituição da nova empresa que recebe a carteira de crédito, organiza a emissão de títulos lastreados nesses créditos (as *securities*) no mercado financeiro, estabelece uma ordem de prioridade de recebimento entre eles (caso haja inadimplência na carteira de crédito, algumas *securities* têm privilégio de receber primeiro) e classifica esses títulos. A empresa especial, ao receber o pagamento pela venda das *securities*, paga o banco que cedeu a carteira de crédito.” (Chianamea, 2005:12).

(securities) de forma direta no mercado. Desta forma, a securitização representa um processo de ‘desintermediação’ financeira, para o qual cada vez mais bancos têm mudado seu padrão de atuação, deixando de ser intermediários de crédito para se tornarem corretores e promotores de negócios.

Existem dois tipos de securitização: a securitização primária, que atende ao apelo crescente para colocação direta de papéis de tomadores junto ao público não-financeiro, em substituição ao crédito bancário antes utilizado. E, a securitização secundária, que diz respeito ao processo de transformação sofrida pelos próprios intermediários financeiros que buscam adaptar-se às novas tendências do mercado.

No caso da securitização primária, o impulso inicial ao seu desenvolvimento foi dado pelas crises bancárias vividas pelos Estados Unidos na década de 80. Problemas com empréstimos ao Terceiro Mundo e também a tomadores domésticos levaram os bancos norte americanos a aferirem custos crescentes de captação de recursos em face da incerteza percebida pelo público quanto à saúde do setor.

Nesse contexto, diversas grandes empresas perceberam que poderiam captar recursos de forma direta no mercado por taxas inferiores às pagas pelos bancos sempre que os requisitos necessários para a participação nesse mercado fossem atendidos. Assim, diversas grandes empresas capazes de acessar esses recursos, colocaram *commercial papers* como alternativa para tomada de créditos junto aos bancos. Com isso, o segmento de tomadores representado pelas grandes corporações parece ter sido perdido para o mercado de crédito bancário para sempre.

No caso da securitização secundária, parte dos ativos do banco como créditos de curto prazo, recebíveis e etc., é colocada de forma padronizada, passando por um processo de homogeneização dos contratos de crédito e apresentado como um único ativo. O retorno é constituído pelo serviço da dívida criado pelo intermediário, e vendido a um ‘poupador’, normalmente um investidor institucional, que controle recursos em volume suficiente para absorver esses ativos. Desta forma, obrigações que em sua origem foram geradas sob a forma de crédito são transformadas em “papéis” e repassadas a investidores, liberando recursos para as instituições financeiras retornarem ao processo de crédito. Os bancos que foram capazes de transformar sua carteira de serviços puderam usufruir de vantagens competitivas ante tais novas oportunidades de atuação.

Uma vantagem competitiva a ser destacada é que nessas operações as instituições financeiras atuam basicamente como colocadoras e/ou subscritoras desses

papéis. Evidente que, ao atuar apenas como organizadoras e colocadoras, ou “corretoras”, essas instituições não se submetem a nenhum dos riscos habituais, e mais: nesse caso, os riscos estão sendo socializados integralmente entre os tomadores finais.

Enquanto no processo de intermediação financeira, a instituição bancária assume o risco de crédito, ou seja, de não pagamento. No caso das operações de securitização, a instituição financeira que atua como subscriitora está submetida ao risco de mercado, ou seja, ao risco de perda de capital, caso o preço dos títulos caiam em relação ao valor pelo qual foram obtidos, ou mesmo ao risco de liquidez, caso não consiga encontrar tomadores para esses papéis. Esses são riscos, no entanto, assumidos de forma temporária. Desta forma, este processo permitiu aos bancos repassarem para os aplicadores finais, tanto o risco de crédito quanto o risco de juros envolvidos na concessão de empréstimos, e também reduzem seus custos de monitoração dos tomadores.

Logo, enquanto a colocação de títulos em mercado promove uma dispersão horizontal do risco entre um grande número de investidores, a concessão de crédito pelas instituições bancárias está associada a um modelo de distribuição vertical e intertemporal do risco que se dá no âmbito do balanço dessas instituições (Sarcinelli, 1996).

Vale notar ainda que o custo envolvido em uma operação de crédito bancário no mercado privado compreende diversas despesas para a construção de um cadastro. Este cadastro deve conter uma série de informações específicas sobre cada tomador potencial, da capacitação de avaliadores de riscos que cada um desses tomadores representa, e da criação de mecanismos de monitoramento do desempenho desses tomadores após o crédito concedido. Esse custo é relativamente elevado, mas é inevitável quando informações de natureza reservada são requeridas.

De forma concomitante à securitização nas práticas bancárias ocorreu uma maior internacionalização das operações financeiras e, com a crescente evolução tecnológica, houve uma drástica modificação no perfil de riscos das instituições financeiras. Nesse cenário, a crescente evolução das práticas bancárias implicou a necessidade de maior atenção à análise de novas categorias de risco (diferentes dos riscos de crédito, de mercado, ou de taxa de juros).

Por fim, ao proceder a intermediação financeira, as instituições financeiras se expõem aos diversos tipos de risco. Da origem dos recursos advindos das captações (seja do capital dos acionistas ou interbancários) à sua aplicação (seja em títulos

públicos, empréstimos ou investimentos), as instituições ficam sujeitas além dos riscos de crédito, de mercado e operacional, aos riscos de juros, de liquidez, de imagem e estratégico. Para ilustrar alguns dos riscos que emergiram destas novas atividades são apresentados alguns casos que culminaram em falências de instituições financeiras, cujas causas originaram-se de perdas por eventos relacionados ao risco operacional.

2.3. Episódios de Perda Relacionados a Eventos de Risco Operacional

De acordo com Cruz (2002), o termo “risco operacional” foi mencionado pela primeira vez com o advento da falência do Banco Barings, que se deu em 1995, quando o de mercado, Nick Leesson, levou o banco à falência ao ocultar posições de futuros e derivativos na Ásia. A perda foi de cerca de 1,3 bilhões de dólares causados pelo *controle inadequado de negociação de futuros*. De fato, ao adotar uma política de redução de custos, o banco havia limitado o quadro de *back-office* lotado no escritório de Singapura. Com isso, Nick Leesson que fazia as negociações de derivativos passou também a ser o responsável pela supervisão de tais operações. (Cruz, 2003)

No Brasil, em 1995, a falência do Banco Nacional detonou uma onda de profundos ajustes no sistema financeiro que levaram o governo ao lançamento do Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional (Proer).⁷ O Banco Nacional foi um banco fundado pelo ex-Governador mineiro José de Magalhães Pinto, com sede na cidade do Rio de Janeiro e chegou a ser um dos maiores do Brasil. Todavia, em 1994 o banco estava à beira da falência e sofreu a intervenção do BCB. Desta forma, foi decretada sua inclusão no Proer, tendo os seus ativos transferidos para o Unibanco e seus passivos permaneceram sob responsabilidade do BCB. Cinco anos depois da falência do Banco Nacional (que causou um rombo estimado em R\$ 7,07 bilhões com a descoberta de *fraudes contábeis*), o BCB concluiu pela punição, em 14.10.2006, dos antigos gestores da instituição.

Outro processo que se arrasta na justiça brasileira, também ligado a eventos de perda operacional, é o da falência do Banco Interunium. Na denúncia do Ministério Público Federal, que deu origem à ação penal contra o empresário Arthur Falk, este é acusado de *gestão fraudulenta da instituição financeira* e de ter causado prejuízo estimado, no ano 2000, na ordem de R\$ 168 milhões aos poupadores. Em sua maioria

⁷ O Proer foi criado, em 1995, para viabilizar a reestruturação de bancos que enfrentavam problemas agravados pela perda das receitas inflacionárias.

formada por pessoas de baixa renda, esses poupadores adquiriram títulos de capitalização chamados “*Papatudo*”.⁸

Entre janeiro de 1994 e dezembro de 1995, Falk e seus sócios geriram a empresa que captava recursos dos pequenos investidores que, por sua vez, compravam títulos de capitalização impressos pelo Banco Interunion com os quais podiam participar de sorteios periódicos de prêmios em dinheiro e de outros bens de consumo duráveis. Ao fim de um ano, os poupadores não contemplados nos sorteios receberiam 50% do valor pago pelos títulos. Ocorre que, de acordo com a denúncia, esses papéis estariam sendo emitidos sem lastro financeiro. Além disso, o empresário Artur Falk estaria desviando para si grande parte do dinheiro dos clientes. O esquema envolveria a compra de títulos públicos e de ações supervalorizadas de empresas que o próprio réu controlava, para justificar investimentos do Banco Interunion feitos com dinheiro dos poupadores. Além disso, os desvios também ocorreriam sob a forma de adiantamentos para futuros aumentos de capital - AFAC. Para o Ministério Público Federal (MPF), esses artifícios serviriam para uma "distribuição disfarçada de lucros". Segundo informações dos autos, naquele período foram emitidos pelo Banco Interunion 544 milhões de títulos, 155 milhões dos quais ainda não resgatados. Para o MPF, esse fato demonstraria a magnitude da lesão à economia popular causada pelos administradores do ‘*Papatudo*’.

O evento relacionado a perdas por risco operacional que maior destaque teve na mídia internacional, a ponto de ter sido considerado pelo economista Paul Krugman como o “grande divisor de águas da história americana” foi o escândalo da Enron Corporate (Enron). A falência da Enron se deu em 2001, quando veio à tona que a empresa teria cometido *fraude contábil* entre os anos de 1997 e 2001. Ao admitir que os lucros do referido período fossem cerca de US\$ 600 milhões menores que os divulgados inicialmente, ficou evidenciado que a empresa era administrada com métodos irregulares de lançamento contábil. De fato, a empresa havia contabilizado como lucro bilhões de dólares que, em verdade, eram perdas da empresa ocultando um enorme prejuízo. Os registros da falência mostram dívidas de US\$ 13 bilhões para a matriz e mais de US\$ 18 bilhões para afiliadas. Além deste total há pelo menos mais US\$ 20 bilhões que se estima não constar no balanço.

A empresa de consultoria Arthur Andersen S/C, contratada pela Enron, ajudou a maquiar dívidas transformando-as em parte do patrimônio. Isso fez levantar a suspeita

⁸ O documento, que funciona como um contrato de depósito periódico e programado, permite o sorteio de valores em dinheiro ou bens, além do direito de resgate dos valores depositados corrigidos.

nos investidores de que outras empresas também pudessem estar utilizando-se de “métodos contábeis duvidosos” para melhorar seus resultados. Assim, seguiram-se ao caso Enron os casos da WorldCom (empresa americana de telecomunicações) em junho de 2001 (considerado o maior caso de falência dos Estados Unidos) e da Xerox (empresa americana fabricante de equipamentos de escritório) que divulgou erros no balanço, dias depois do escândalo da WorldCom (Duarte, 2002).

No Brasil, o evento relacionado ao risco operacional de maior repercussão nos últimos anos foi a falência do Banco Santos. De acordo com comunicado do BCB de 24.11.2004, a intervenção se deveu ao "comprometimento da situação econômico-financeira" da instituição. O juiz da 2ª Vara de Recuperações e Falências de São Paulo, decretou, em 20.9.2005, a falência do Banco Santos, pois, de acordo com ele, houve "gestão nefasta na administração do banco e [...] a prática de atos ilícitos, muitos deles a caracterizar crime".

O promotor, que fez o pedido de falência, calcula um prejuízo de R\$ 2,9 bilhões com a quebra do banco. Além do rombo de R\$ 2,24 bilhões que o BCB apurou, o promotor incluiu na conta uma perda de R\$ 399.887 milhões com os fundos administrados pelo banco e um prejuízo de R\$ 285.404 milhões para o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social - BNDES. Segundo o promotor, esta foi a pior fraude do sistema financeiro brasileiro. "Muitos bancos quebraram por causa da conjuntura econômica. O Banco Santos quebrou por *fraudes grosseiras*". Sediado em São Paulo, o Banco Santos era segundo levantamento do BCB, o 21º maior banco do país, com cerca de R\$ 6 bilhões em ativos, R\$ 2 bilhões em depósitos e 303 funcionários. (Folha de São Paulo 21.9.2005)

O que se depreende dos exemplos supracitados é o fato de que, a evolução e a inovação de mercados, produtos e serviços têm levado a um maior risco operacional. Avanços na tecnologia da informação, serviços financeiros operando em níveis mais complexos, novas formas de oferecer serviços (telefone e internet), a automação e a integração dos sistemas bancários têm se apresentado como potenciais geradores de riscos operacionais. Além destes exemplos, não se pode descartar a gestão de riscos inesperados tais como os incêndios, terremotos, furacões e ataques terroristas, dentre outros.

Nos últimos anos tem ocorrido uma maior conscientização das instituições financeiras sobre a importância do risco operacional. O Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, em janeiro de 2001, incluiu um novo requerimento de capital para cobrir o

risco operacional. Com o requerimento deste capital regulamentar, que será implementado nos países que compõe o G-10 em 2007, o Comitê pretende assegurar a solvência das instituições financeiras diante de possíveis perdas imputáveis a esta modalidade de risco.

2.4. O Novo Acordo de Basiléia

Um dos principais objetivos do Acordo de Capital de Basiléia, na sua implantação em 1988, era o de tentar garantir a segurança e a solidez do sistema financeiro mundial. Acreditava-se que tal objetivo pudesse ser alcançado a partir da exigência de um capital mínimo regulatório. Esse capital deveria ser suficiente para reduzir o risco de insolvência que pudesse levar a um risco sistêmico, além de suprir eventuais perdas que pudessem acarretar prejuízo aos depositantes. Clarificam-se os objetivos do banco, isto é, o de obter os maiores retornos possíveis com menores riscos individuais e o objetivo do órgão regulador, de impedir a ocorrência de crises sistêmicas.

De fato, havia a tentativa de evitar a ocorrência do fenômeno chamado de *corrida bancária*. A impossibilidade de um banco honrar os seus depósitos levaria outros depositantes a acreditar que seus bancos também possuíssem tal dificuldade, o que, por conseguinte, provocaria um estímulo aos saques levando todo o sistema a um estado de insolvência. Deve-se ressaltar que os depósitos à vista caracterizam-se por serem contratos que possuem liquidez imediata, valor fixo em moeda legal e resgate por ordem de fila, ou seja, os primeiros que chegam à instituição conseguem sacar seus valores no valor integral, até que se esgotem as reservas do banco. Um sistema de reservas fracionárias, em que nenhuma instituição tem reservas de 100% do valor dos depósitos, incentiva a que os depositantes corram para o saque ao menor sinal de turbulência no mercado (Carvalho, 2007).

Em princípio, o requisito mínimo de capital para fazer frente aos riscos de crédito foi estipulado em 8% do capital para ativos ponderados pelo risco da instituição financeira. O risco de mercado foi remetido para uma discussão em data posterior e, embora a categoria de risco operacional não tenha sido reconhecida neste acordo, ficou claro que estes e outros tipos de risco estariam implicitamente cobertos por essas alíquotas.

Durante mais de dez anos o Acordo de Capital de Basileia foi aceito em âmbito mundial, inclusive no Brasil. Contudo, a classificação de riscos proposta no Acordo de Capital de 1988 era grosseira e a diferença de riscos dentro de cada categoria era muito ampla. Isso estimulava os bancos a procurarem as aplicações mais rentáveis, que também eram as de maior risco, posto que o custo regulatório fosse o mesmo. Aliado a isso, a especialização funcional que vigorava no sistema bancário norte americano sofria desgastes e dava margem a uma maior diversificação das atividades dos bancos entre outros segmentos dos mercados financeiros. Diante disso, o Comitê da Basileia retomou seus debates em 1990 que resultaram na emenda ao acordo original, assinada em 1996, em que foram impostos os coeficientes de capital também em proporção aos riscos de mercado (Carvalho, 2007).

Posteriormente, em 1999, no documento intitulado "*Capital Requirements and Bank Behaviour: The Impact of The Basle Accord*"⁹ pôde-se perceber claros sinais de que o Comitê já pensava em preparar um Novo Acordo, face os inúmeros problemas que o Acordo de Capital enfrentava. Entre estes, problemas relacionados à arbitragem de capital via securitizações e às exigências que os bancos faziam por uso de modelos internos para cálculo do risco de crédito.

Por fim, a evolução e a sofisticação das operações do sistema bancário, a proliferação das operações feitas via internet, e a globalização do sistema financeiro levaram o Comitê de Basileia a lançar, em 2001, a proposta que passou a ser chamada de "Novo Acordo", implementado em junho de 2004. Este documento apresentou-se como uma proposta mais ambiciosa em seus objetivos e mais complexo em sua formulação. O próprio enunciado estendido por mais de 250 páginas contrapunha-se ao Acordo de Capital que mal chegou a 80 páginas.

O Novo Acordo deixou de lado a estratégia modesta do Acordo de 1988 que estipulava o cálculo da constituição de capital próprio das instituições financeiras em proporção a seus ativos ponderados pelo risco, para basear-se em três pilares mutuamente complementares. O *primeiro pilar* refere-se aos requisitos mínimos de capital para cobrir riscos de crédito, mercado e operacional. O Novo Acordo incorpora em seu texto a mensuração do capital mínimo requerido para cobrir eventuais perdas relacionadas às falhas de natureza operacional. Sugere, como forma de cálculo dos requerimentos regulamentares de capital, para fazer face ao risco operacional, que as

⁹ Ver *Basel Committee on Banking Supervision* (BIS-1999).

instituições escolham, entre três abordagens, a forma de cálculo do risco mais sofisticada que lhes seja possível.

O *segundo pilar* está relacionado ao processo de fiscalização bancária. A nova estrutura exige que o banco central de cada país assegure que cada instituição tenha processos internos sólidos para avaliar a adequação de seu capital em uma análise completa de seus riscos e o enquadramento dos modelos utilizados dentro das propostas de Basiléia II. Porém, em Carvalho (2007), um alerta é feito aos órgãos de supervisão. Dada a complexidade da tarefa que se impõem a estes órgãos, quais sejam, o avaliação e julgamento das estratégias de risco, de métodos de administração e de instrumentos de mitigação e transferência de riscos, estar-se-á incorrendo em dois tipos de risco: sobrecarregar o supervisor bancário com dados, modelos, simulações etc., de modo a intimidá-lo, forçando-o a validar quaisquer escolhas feitas pelo banco ou, por outro lado, o supervisor poderá utilizar-se de sua autoridade de forma a impor exigências que possam levar à ineficiência do sistema bancário.

O *terceiro pilar* refere-se à disciplina de mercado por meio da transparência de informações. Estabelece recomendações e requisitos de divulgação em várias áreas, incluindo a forma que a instituição calcula sua adequação de capital e os métodos de avaliação de risco.

No contexto do Novo Acordo, os *tipos de risco operacional* definidos pelo Comitê da Basiléia, em conjunto com o mercado, são os seguintes:

- (i) Clientes, Produtos e Práticas de Negócios - perdas derivadas do não cumprimento involuntário ou negligente de uma obrigação profissional diante de clientes concretos (incluídos os requisitos fiduciários e de adequação), ou da natureza, ou projeto de um produto;
- (ii) Danos a Ativos Fixos - perdas derivadas de danos ou prejuízos a ativos materiais como consequência de desastres naturais ou outros acontecimentos;
- (iii) Fraude Externa - perdas derivadas de algum tipo de atuação direcionada a defraudar, apropriar-se de bens indevidamente, ou a burlar a lei, por parte de um terceiro;
- (iv) Fraude Interna - atos direcionados a defraudar, apropriar-se de bens indevidamente, ou a burlar regulamentos, leis ou políticas empresariais (excluídos os eventos de discriminação), nas quais se encontra implicada pelo menos uma parte interna da empresa;

- (v) Gestão de Processos - perdas derivadas de erros no processamento de operações ou na gestão de processos, assim como de relações com parceiros comerciais e provedores;
- (vi) Interrupção dos Negócios e Falhas do Sistema - perdas derivadas de interrupções das operações da instituição financeira provenientes de falhas nos sistemas de informação;
- (vii) Recursos Humanos - perdas derivadas de fatos ou atos incompatíveis com a legislação ou acordos laborais, de higiene ou de segurança no trabalho, do pagamento de indenizações por danos pessoais ou de eventos de discriminação.

A classificação do risco operacional por tipos de riscos tem como objetivo identificar as causas principais de perdas operacionais, otimizando assim o controle de risco, a sua medição e a correspondente alocação do capital por meio do acompanhamento das diferentes ocorrências. Por outro lado, o Novo Acordo divide internamente os conglomerados financeiros nas seguintes linhas de negócios:

- (i) Banco Corporativo - compreende as fusões e aquisições, assinatura de emissões, privatizações, titularização, pesquisa, dívidas (pública, alto rendimento), ações, sindicatos, ofertas públicas iniciais e situações privadas no mercado secundário;
- (ii) Banco de Empresas - financiamento de projetos, bens de raízes, financiamento de exportações, financiamento comercial, *factoring*, arrendamento financeiro empréstimo, garantias e letras de câmbio;
- (iii) Banco Varejista - empréstimos e depósitos de clientes varejistas, serviços bancários, fideicomisso e estipulação testamentária (tanto de clientes de Banco varejistas quanto de Banco privados). Cartões de empresa e comerciais, de marca privada e varejista;
- (iv) Gestão de Ativos - agrupados, segregados, varejistas, institucionais e participações acionárias;
- (v) Intermediação Varejista - execução e serviço completo.
- (vi) Negociação e Vendas - renda fixa, renda variável, divisas, produtos básicos, crédito, financiamento, posições próprias em valores, empréstimos e operações com pacto de recompra, intermediação, dívida e intermediação unificada (*prime brokerage*);
- (vii) Pagamentos e Liquidações - pagamentos e arrecadações, transferências de fundos, compensação e liquidação;
- (viii) Serviços de Sucursais - caixas de segurança, certificados de valores, empréstimos de valores (Clientes) e operações de sociedades.

As instituições financeiras que se incorporam aos métodos de medição avançada, que propõe o Novo Acordo e encontra-se detalhada, a seguir, deverão registrar as perdas por risco operacional sob esta dupla classificação. Os métodos de medição recomendados pelo Comitê de Basileia para o cálculo dos requerimentos de capital por risco operacional, em ordem crescente de sensibilidade ao risco, são os seguintes:

(i) Método do Indicador Básico¹⁰ - os bancos que utilizam este modelo deverão cobrir o risco operacional com um capital equivalente a uma porcentagem fixa, da média dos ingressos brutos anuais (*Gross Income*) dos últimos três anos. Atualmente, o valor dessa porcentagem é de 15%.

(ii) Método Padrão - as diferentes atividades dos bancos são associadas a uma das oito linhas de negócios que estabelecem as recomendações do Comitê de Basileia: Banco Corporativo; Banco de Empresas; Banco Varejista; Gestão de Ativos; Intermediação Varejista; Negociação e Vendas; Pagamentos e Liquidações; e Serviços de Sucursais.

A atribuição do capital de cada linha de negócios é calculada multiplicando-se a média dos ingressos brutos anuais dos três últimos anos, dessa linha, por um fator que assume um valor diferente para cada uma das linhas de negócios. Os percentuais associados a cada linha de negócios variam de 12 a 18%.

(iii) Método Padrão Alternativo (*Alternative Standardised Approach – ASA*) - o Comitê de Basileia dá a possibilidade de se utilizar um indicador Padrão Alternativo para as linhas de negócios do *Banco Varejista* e do *Banco de Empresas*, devido à elevada margem do seu resultado bruto. Para estas linhas, o capital será calculado em função do valor total, pendente dos empréstimos e adiantamentos médios (não ponderados pelo risco e isentos de provisões) dos últimos três anos.

(iv) Métodos de Medição Avançada (*Advanced Measurement Approaches – AMA*) - a atribuição do capital será igual à medida do risco gerado pelo sistema interno de medição do risco operacional do banco, sujeito à aprovação do órgão supervisor. Utilizam-se os seguintes critérios quantitativos e qualitativos:

(iv.a) Enfoque de Medição Interna (*Internal Measurement Approach – IMA*) - calcula-se a perda esperada para cada combinação de linha de negócios e tipos de riscos e, posteriormente, obtém-se o capital regulador por meio da aplicação de um parâmetro, que indica a relação entre a perda esperada e a perda inesperada. Este parâmetro irá variar em função da Linha de Negócios e da tipologia dos

¹⁰ *Basic Indicator approach (BIA)*.

riscos. Ao contrário dos parâmetros, cujo valor é determinado pelo órgão supervisor, o valor do parâmetro calculado pelo IMA a própria entidade é quem determina.

(iv.b) Enfoque da Distribuição de Perdas (*Loss Distribution Approach – LDA*) - cálculo de distribuição da frequência (quantidade de eventos) e da severidade (magnitude) de perdas, baseada na informação histórica de perdas da entidade e complementada com dados externos e propostas de cenários. Com isso, torna-se possível obter uma distribuição de perdas agregadas por unidade de negócio e por tipo de riscos.

O conceito por trás da abordagem padronizada e de medição avançada (AMA) é que, para cada classe de negócio há um valor médio de perdas por problemas operacionais, perdas esperadas a ela associado, e um valor com variação estocástica que caracteriza a distribuição de probabilidades das perdas operacionais, que são as perdas inesperadas. O nível de exigência e requisitos mínimos para utilização das diversas abordagens oferecidas é crescente e proporcional ao nível de complexidade do modelo. Para se qualificar a utilização do AMA foram estabelecidos alguns critérios mínimos aos quais a instituição financeira deve atender, que são em maior número no caso das abordagens avançadas.

Sem dúvida, existe algum "benefício" para os bancos que adotarem modelos internos de gerenciamento de risco mais desenvolvidos, que é o de permitir uma menor exigência de capital. Desta forma, das três metodologias oferecidas, o indicador básico, por ser a metodologia mais simples, deverá implicar um valor mais elevado para o capital regulamentar enquanto o AMA, por se tratar de uma metodologia mais complexa de cálculo deverá implicar uma menor exigência do mesmo. Com isso, os reguladores deixam claro um incentivo para que as instituições financeiras busquem um sistema de gerenciamento de risco operacional mais sofisticado.

Contudo, o modelo proposto pelo Comitê parece valorizar a coleta e medição dos eventos passados de perda para que, a partir deles, se estabeleça uma quantidade de capital a ser imobilizado para a cobertura de eventuais perdas operacionais futuras. A percepção decorrente desse modelo pode fazer com que os bancos acreditem que suas perdas futuras possam ser estimadas a partir de perdas pretéritas. Em outras palavras, o que texto do Novo Acordo sugere é que um baixo volume de perdas passadas possa significar um baixo risco futuro, o que tornaria legítimo que a instituição alocasse um menor volume de capital para cobrir esse eventual risco.

Como ferramenta para essa predição, o documento *“Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk”* (setembro de 2001) propõe a utilização de métodos de distribuição de perdas e sugere o VaROperacional como medida indicadora do valor máximo que se espera perder em um determinado horizonte de tempo. Porém, reportando-nos ao caso do Banco Barings, qual teria sido o VaROperacional nos processos de Nick Leesson, funcionário responsável pela operação que levou a perda de 1,3 bilhão de dólares? Qual a utilidade daquela informação, ainda que ela existisse?

O que se depreende da recomendação intrínseca aos diversos Princípios para a gestão dos riscos operacionais, contidos no documento *“Sound Practices for the Management and Supervision of Operational Risk”* (fevereiro de 2003), é que o Comitê não prioriza a visão preventiva. Uma instituição pode adotar as melhores práticas de prevenção, controle e mitigação dos seus riscos operacionais, notadamente com baixa exposição a eles e, ainda assim, ser penalizada por não utilizar um caro modelo de medição avançado. Logo, se vê obrigada a avaliar seu risco por meio de um percentual calculado sobre a média da receita bruta da instituição nos três anos anteriores, o que eleva o valor do capital regulamentar necessário para cobrir eventuais riscos cuja ocorrência seja improvável.

“Uma organização com visão preventiva toma ações para que falhas não ocorram, e se ocorrerem, realiza ações para que não se repitam, não fazendo sentido que o custo da perda passada sirva para compor estatísticas de perdas futuras e, tampouco, para calcular a necessidade de capital futuro”. (Carvalho, E. J. L.(2003 b))

Assim, a inércia das organizações em realizar ações preventivas é que deve ser o principal motivo de atenção dos supervisores. Uma base comparativa, entre o que deveria ser e aquilo que efetivamente foi feito em prevenção, é o que deve nortear tanto a ação dos supervisores quanto a quantificação do capital regulatório.

Nesse sentido, o gerenciamento do risco operacional deve concentrar esforços em sua prevenção ao invés de dedicar esforços na implementação de métodos sofisticados de cálculo do risco baseados em perdas pretéritas. Ademais, observa-se que ao órgão supervisor deveria caber a verificação e a determinação dos eventos a serem desonerados ou do percentual de desoneração a ser aplicado. Para tanto, deveriam ser considerados a experiência de perdas da indústria bancária e as informações relativas à evolução tecnológica, a localidade, a especialização dos fraudadores e etc.

Vale ressaltar, ainda, o Pilar III (Disciplina de Mercado), que propõe a criação de um conjunto de políticas que possam ajudar na verificação de um “nível de

divulgação” de informações por parte dos bancos que permita ao mercado entender com clareza os riscos assumidos. O “nível de divulgação”, que no trabalho de Hendriksen e Van Breda (1999) vem a ser um volume mínimo de divulgação, compatível com o objetivo de evitar que as demonstrações sejam enganosas. Portanto, além de disciplinar a qualidade das informações para o mercado há o objetivo de padronizar os procedimentos contábeis e também o da incorporação da quantificação de riscos nas demonstrações financeiras. É no Pilar III que se insere a discussão sobre a divulgação de informações que propicie aos participantes do mercado a melhor compreensão quanto ao perfil de cada instituição. (Carvalho, Trap e Chan, 2004). O Comitê de Basileia acredita que a revelação pública e freqüente de informações relevantes por parte dos bancos conduz a um melhoramento da disciplina do mercado capaz de auxiliar na atividade de supervisão¹¹. (BIS, 2003b).

Segundo determinação do Novo Acordo, até o final de 2006, os bancos que optarem pela abordagem avançada para o cálculo do risco operacional deverão estar habilitados a atender todas as exigências à sua implementação com, no mínimo, um ano de antecedência. No Brasil, embora a divulgação do risco operacional ainda não seja obrigatória, o Comunicado nº. 12.746, do Banco Central do Brasil, sinalizou que será requerido dos bancos o capital regulamentar relativo ao risco operacional e a previsão da aplicação do Pilar III a todas as instituições do Sistema Financeiro Nacional – SFN. Mais tarde, com a publicação da Resolução nº. 3.380, de 29/06/2006, este mesmo órgão regulador determinou, em seu 9º artigo, que a estrutura de gerenciamento do risco operacional seja implementada até 31.12.2007.

Atualmente, já se encontra difundida a idéia de que as instituições financeiras, no desempenho de suas atividades, estão sujeitas ao risco operacional além dos de crédito e de mercado. A importância dada ao risco operacional, enquanto categoria distinta dos demais riscos ficou demonstrada pelo fato dos bancos terem alocado em média 15% do seu capital interno para esse tipo de risco (*LDCE 2002*). Sensível a essa evolução e preocupado com a estabilidade financeira internacional, o Comitê da Basileia para Supervisão Bancária (Comitê de Basileia) tem buscado desenvolver e aprimorar os métodos necessários e suficientes a identificar o perfil particular de cada instituição financeira, respeitando suas especificidades.

¹¹ Boas Práticas para o Gerenciamento e Supervisão do Risco Operacional (*Sound Practices for Management and Supervision of Operational Risk*)

2.5. A Implementação do Novo Acordo nas Instituições Financeiras da América Latina¹²

De acordo com o relatório elaborado pela Everis (2005), para 80% das instituições financeiras no Brasil e no México, o cumprimento das regras determinadas pelos respectivos órgãos reguladores deixou de ser o único propulsor das mudanças devido à implantação de um novo esquema de gestão de negócios. O estudo desenvolvido pela Everis (2005) baseou-se na análise das respostas de instituições financeiras (brasileiras, chilenas e mexicanas) a duas perguntas: “onde são produzidas as perdas operacionais?” e, “como medir e realizar o acompanhamento da sua evolução?”

Para descrever o posicionamento atual do setor financeiro na região e identificar as medidas a serem implementadas até 2007, a Everis desenvolveu o *Coefficiente de Risco Operacional* com a intenção de obter uma quantificação do comprometimento das instituições pesquisadas com a implementação das propostas do Novo Acordo (levando em conta o risco operacional) baseado na análise de dois fatores principais:

- (i) O nível de preparação da instituição diante de um evento de perda (*Coefficiente de Permeabilidade ao Risco*) - foi avaliado o grau de “solidez” da instituição em função das precauções previstas para diminuir sua vulnerabilidade e que se tornem, portanto, menos “permeável” a eventos de risco; e
- (ii) Quanto poderia ser a perda potencial em que pode incorrer a instituição diante de um evento de perda por risco operacional (*Coefficiente de Perdas Potenciais*) – permite fazer uma referência à capacidade da entidade em considerar de forma ágil e efetiva ações de recuperação que mitiguem a exposição no momento da produção de uma perda.

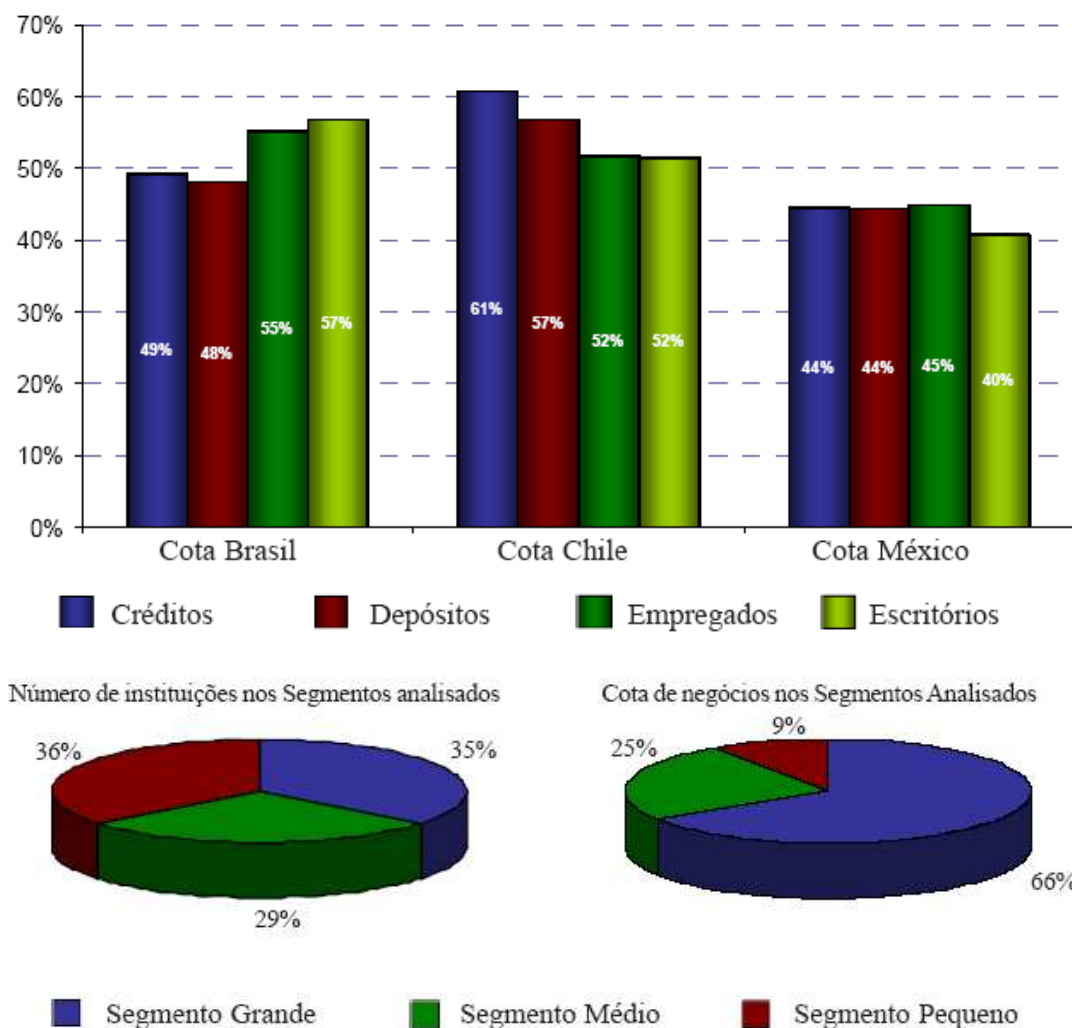
As instituições analisadas constituem uma amostra do setor financeiro da região. Ela é composta por instituições que representam, em cada país e por segmento, uma participação entre 40% e 60% do total de seu sistema financeiro (vide figura 1). A segmentação prévia da amostra analisada possibilitou classificar as instituições em três categorias distintas: segmento grande, médio, e pequeno. Os parâmetros considerados para proceder tal segmentação foram: o volume total de créditos, de depósitos, o número de escritórios, de empregados e de clientes. Assim, as instituições cujos valores médios destes parâmetros situaram-se na faixa compreendida entre os 60% e os 100% maiores,

¹² Esta seção tem como principal referência o relatório elaborado pela Everis (2005).

foram classificadas como pertencentes ao segmento grande. Aquelas cujos valores médios dos parâmetros situaram-se em uma faixa que compreendia os valores de 20% a 60% maiores foram classificadas como sendo do segmento médio e, as demais, cujos parâmetros apresentaram valores abaixo de 20% foram classificadas como segmento pequeno.

Figura 1

Participação por país, distribuição das instituições e volume de negócios por segmento



Fonte: Everis (2005)

Além de apresentar a distribuição das instituições analisadas pelos segmentos correspondentes, a figura 1, mostra a relação existente entre as cotas (volume) de participação nos negócios por segmento analisado. Observa-se, relativo equilíbrio na distribuição do número de instituições pelos segmentos analisados (36% segmento pequeno, 29% segmento médio, e 35% segmento grande). Contudo, tal equilíbrio não é

observado quando é analisada a distribuição das cotas de negócios por segmentos, pois a maioria encontra-se concentrada nas instituições do segmento grande.

A figura 2 revela que o volume de negócios encontra-se concentrado na linha de Banco Varejista (participação de 43% do total de negócios). A análise por segmento e país ratifica esta percepção. Por outro lado, em todos os casos, a segunda linha de negócio por peso de volume de negócios é o Banco de Empresas, cuja participação é de 18% na região e alcança percentuais que variam entre 17% e 37%. Para as demais linhas de negócios, embora a participação do Banco Corporativo seja de 15% no Chile e no México, a distribuição é mais heterogênea. Cabe destacar que, segundo os mapas de riscos que foram utilizados no documento, a pesquisa concluiu que a maior parte dos bancos analisados da região está orientada para o tipo de banco tradicional de clientes, isto é, o Banco Varejista.

Independente do país ou segmento analisado todas as instituições apresentam diferenças significativas no que se refere ao foco de atenção para o controle do risco operacional. Na maioria dos casos, os seguintes tipos de riscos são considerados críticos (classificados por ordem de importância):

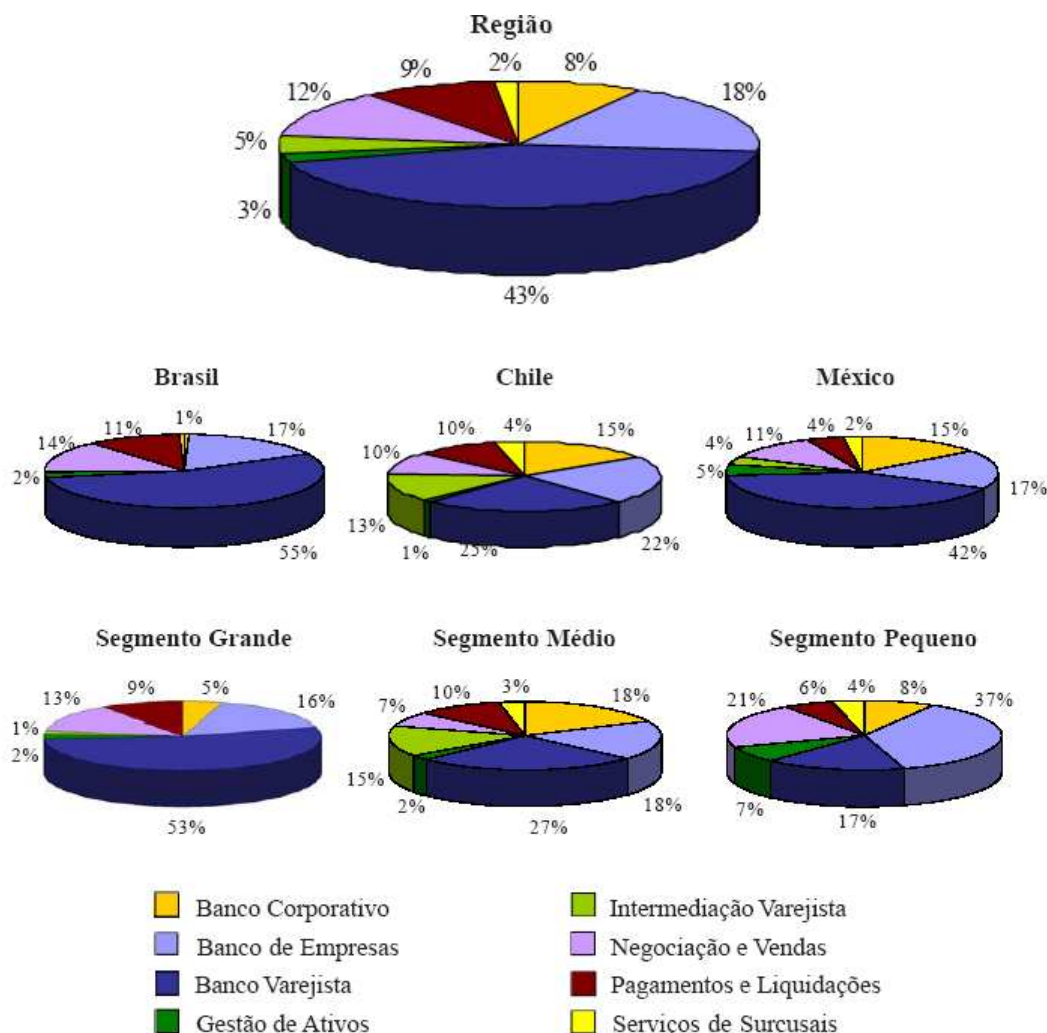
- (i) Gestão de processos, com uma altíssima concentração, não havendo diferenciação quanto à linha de negócio que se tenha avaliado;
- (ii) Controle de fraude externa;
- (iii) Interrupções nos negócios e falhas dos sistemas, que se destacam naquelas linhas de negócios que tem que resolver processos “massivos” (Negociação e Vendas e Pagamentos e Liquidações).

Foi observado que a percepção do risco é caracterizada por estar concentrada em poucas linhas de negócios e em poucos tipos de riscos. Além disso, em termos gerais, há a percepção de que o nível de risco operacional suportado é maior do que realmente parece.¹³ Se for analisada a concentração de risco operacional por apenas uma linha de negócio, a linha que se destaca é a do Banco de Empresas (segunda linha de negócio em importância da região com 18% do total analisado – vide figura 2). Os focos de atenção ou áreas críticas foram distribuídos de forma bastante homogênea no mapa de riscos analisado para a região, tanto no eixo de tipo de risco, quanto no eixo das linhas de

¹³ Este resultado é corroborado em relatório da Unidade de Gestão de Risco do Banco do Brasil (2004), no qual a diferença no valor do capital alocado, quando calculado pela abordagem básica, do cálculo pelo AMA pode significar em torno de R\$ 400 milhões/ano de resultado, que poderia ser revertido em alavancagem de crédito.

negócios. Entretanto, é certo que o tipo de risco mais significativo continuou sendo a Gestão de Processos.

Figura 2
Distribuição do volume de negócios



Fonte: Everis (2005)

O risco operacional nas instituições do Brasil teve o foco de atenção distribuído de forma equânime em todas as linhas de negócios. Exceção feita para o Banco Corporativo, que se destaca sobre as demais, em particular quanto à Gestão de Processos. De qualquer maneira, este dado não deve ser preocupante, uma vez que o volume específico desta linha de negócio no país é muito baixo (participação de apenas 1% - vide figura 2).

O melhor posicionamento em coeficiente de risco operacional global (unificado para todas as linhas de negócios) é apresentado pelo Chile. Não existe um padrão para a região, pois o Brasil apresenta maior permeabilidade ao risco enquanto que o México

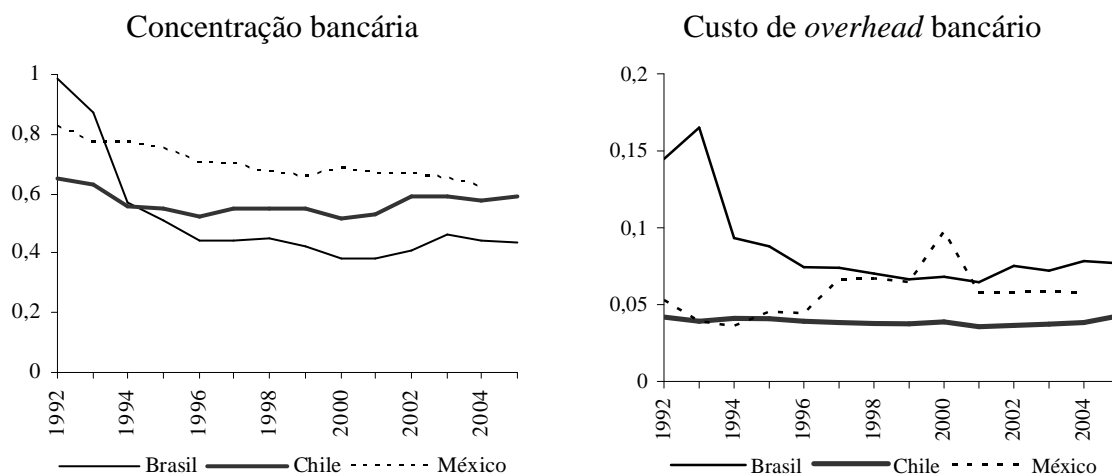
apresenta maiores perdas potenciais. No Chile, as linhas de negócios com melhores posições (melhor coeficiente) são Intermediação Varejista e Gestão de Ativos, embora estas participem somente em 14% dos negócios chilenos. As linhas com a pior posição são Banco Varejista e Banco de Empresas, que neste caso representam a metade dos negócios do Chile analisados. Este dado está alinhado com o fato de que no Chile o principal motivo pelo qual as instituições começaram a lançar iniciativas sobre a gestão de risco operacional é o efeito regulador.

No caso das instituições do México verifica-se a mesma tendência que no Chile. Neste país o principal foco de atenção é o Banco de Empresas, que é a segunda linha de negócio, por volume relativo (17%). Destaca-se, também, a maturidade que estas instituições exibem à inexistência de grande dispersão entre o mapa de riscos percebidos e o de deduzidos.

A diferença de comportamento dos bancos brasileiros, chilenos e mexicanos pode ser justificada, em primeiro lugar, pelas especificidades da economia de cada país (tamanho do mercado interno, parque industrial instalado, balança comercial, etc.). Ademais, deve-se levar em conta que as características das instituições pesquisadas podem ser consideradas únicas, em relação não apenas ao ambiente de atuação como também com relação às preferências e percepções dos seus administradores. Não obstante, com relação ao setor bancário de cada país, pode-se dizer que a concentração bancária no Brasil reduziu-se de forma considerável ao longo do período 1992-2005 (vide figura 3). A mesma tendência foi observada para o México, entretanto, o processo tem ocorrido de forma bem menos acentuada fazendo com que o país apresente o maior índice de concentração bancária. Em contraste, o Chile exhibe relativa estabilidade para o mesmo período.

Uma outra forma de observar as diferenças entre os países pode ser verificada pelo custo de *overhead* bancário (vide figura 3). Apesar de ter ocorrido uma significativa redução no Brasil ele ainda é superior aos observados no Chile e no México. Apesar de o México exibir estabilidade nesse custo para os últimos quatro anos da amostra, observa-se que houve um aumento quando comparado à primeira metade da década de 1990. Tal como para o índice de concentração bancária, o Chile reflete estabilidade ao longo do tempo.

Figura 3
Concentração bancária e custo de overhead bancário



Fonte de dados básicos: Thorsten, Asli e Ross (2000).

Nota: A concentração bancária refere-se à participação dos três maiores bancos no total de ativos dos bancos comerciais. O custo de *overhead* bancário no gráfico é dado pela divisão entre o custo de *overhead* e o total de ativos dos bancos.

Apesar das dissensões supracitadas para os países em consideração, todas as instituições analisadas estão conscientes da importância da gestão de risco operacional. Identificam-se, em andamento, ações destinadas a mitigar este risco, em sua maior parte (aproximadamente 71%) com um objetivo maior que o regulador. Tal conscientização fica mais evidenciada no Brasil e no México, onde todas as instituições declararam ter um plano diretor global que reúna todos os esforços necessários para que se produza, dentro das organizações, a “mudança de cultura” necessária para que o risco operacional torne-se parte intrínseca do modelo de gestão.

No caso do Chile, somente 33% dos casos apontaram para a existência de um plano similar ou a intenção de desenvolvê-lo. O fator regulador, neste país, continua sendo o principal desencadeador da análise do risco operacional e, em alguns casos, o único. As ações identificadas para mitigar o risco operacional vêm sendo desenvolvidas em diferentes unidades das instituições e, por vezes, de forma isolada.

Para quase a metade das instituições da região, o enfoque de medição que adotarão ainda não está decidido. Apesar de ficar claro que nenhuma instituição pretenda utilizar o *método padrão*, mesmo que represente a aproximação mais simples para o cálculo do capital regulador por risco operacional, não há indícios de que estejam desenvolvendo melhoras nos processos e controles. Todavia, apenas 36% das

instituições declararam o uso de um enfoque mais avançado. Logo, quase dois terços das instituições pesquisadas, terá que implementar melhorias nos processos e controles.

Quanto à adequação das unidades das instituições às linhas de negócios determinadas pelo Novo Acordo, somente 39% das instituições financeiras associaram suas diferentes unidades a linhas de negócios. Esta é uma atribuição fundamental para as instituições que pretendam adotar o AMA, isto é, imputar os eventos de perda à respectiva linha de negócio onde a perda foi produzida. Esse comportamento justifica o motivo desta porcentagem aumentar em até 60% no segmento de grandes instituições (as que demonstraram maior interesse em utilizar este método).

No que se refere ao plano de formação e comunicação das instituições financeiras, mesmo que grande parte disponha de um plano formal para a formação e conscientização de suas unidades, foi detectado que as instituições de menor porte experimentam um atraso significativo neste aspecto. O principal impacto percebido, em todas as instituições, é o da fixação de objetivos de controle do risco por áreas. A possibilidade de medir e marcar objetivos por áreas permitirá, além de detalhar e tornar mais eficiente as ações de controle e mitigação, conhecer como cada área maximiza a rentabilidade minimizando os riscos (inclusive o risco operacional).

Ainda que a identificação do impacto relativo à fixação de objetivos de controle do risco por áreas seja quase unânime, existem algumas diferenças em outros impactos adicionais observados. Assim, as grandes instituições pretendem conseguir maior conscientização do risco operacional, e nas instituições pequenas (onde a falta de recursos é maior) surge a oportunidade de contar com a existência de novos recursos para a gestão do risco operacional graças à disseminação do conhecimento.

Por fim, dos três segmentos nos quais foram divididas as instituições analisadas, a posição global do coeficiente de risco operacional é proporcional ao tamanho do segmento. O posicionamento é melhor quanto menor for o segmento analisado. Outra conclusão significativa que pôde ser extraída da pesquisa é que o atraso e a falta de definição do que o órgão regulador exigirá no controle do risco operacional determinou os resultados encontrados. A adoção de medidas para mitigar a exposição ao risco operacional nas instituições financeiras da América Latina, seja pelo atraso das ações que já estejam em curso, seja na maturidade e no efeito destas ações, ainda não puderam ser percebidas.

2.6. A regulação bancária no Brasil

No Brasil, as instituições financeiras têm prazo até final de 2007 para implementar as estruturas internas que ficarão responsáveis por medir e gerenciar riscos operacionais. O calendário foi definido pelo CMN e é parte do processo de adesão do Brasil ao Novo Acordo, relativo ao nível de capitalização das instituições integrantes dos sistemas financeiros. Ao anunciar o prazo dado pelo CMN, o Diretor de Normas do BCB, Alexandre Tombini, destacou que a Resolução nº 3.380, de 29.06.2006, também considera na categoria de risco operacional, os riscos legais, ou seja, a possibilidade de perdas relacionadas a decisões judiciais que derrubem leis ou alterem sua interpretação.

A Resolução 3.380 define o conceito de risco operacional e eventos de perdas relacionadas. Ademais, determina a implementação de estrutura de gerenciamento desse risco, independente da auditoria interna, incluindo: a indicação de diretor responsável pela área; a documentação e armazenagem de dados sobre perdas; a produção de relatórios periódicos que possibilitem a identificação e correção das deficiências de controle e de gerenciamento; a elaboração de planos de contingências para assegurar a continuidade das operações e limitar perdas graves; a disseminação da cultura de gerenciamento por meio de políticas, papéis e responsabilidades, comunicação e informação; e a realização de testes periódicos para avaliação dos sistemas de controle implementados. Atualmente, no Brasil, os critérios de definição do nível mínimo de capital próprio exigido dos bancos para fazer frente a riscos não levam em consideração os riscos operacionais. São considerados, além do risco de crédito, somente riscos de mercado, como aqueles associados a oscilações da taxa de câmbio e dos juros.

A exigência de patrimônio líquido extra para fazer frente a eventuais perdas decorrentes de problemas operacionais só pode ser implementada depois que as instituições financeiras tiverem, em seu organograma, unidades que façam o monitoramento desse tipo de risco.

A percepção e a informação de exposições ao risco devem resultar da conscientização de todos na instituição, especialmente, os tomadores de decisão e os gerentes dos processos. Um sistema de comunicação deve coletar estas percepções de maneira organizada, prevista em procedimentos pré-estabelecidos e registradas em

modelos de geração de informações tais como questionários, fichas de respostas e informações sobre as operações.

Contudo, coletar os dados de perdas efetivas é de difícil implementação. Com isso, as perdas acabam por serem registradas no plano contábil como se fossem um custo regular. Por outro lado, algumas instituições buscam em seus balanços as informações de perda. Um método que deveria ser utilizado como uma forma de verificação da eficácia do sistema de gestão do risco operacional, ao servir de base de comparação entre os dados de perdas coletados pelo sistema de controle interno e os registros contábeis.

Sistemas híbridos de comunicação constituídos de manuais e sistemas em meio magnético poderão coexistir até que a instituição esteja habilitada a registrar, automaticamente, as informações de perdas operacionais. A gerência de risco operacional deverá trabalhar com dados e estatísticas que serão transformados em valores, a serem utilizados na elaboração de relatórios finais destinados à administração e aos acionistas da instituição. Por fim, tais valores representam os custos das falhas e deverão estar acompanhados das respectivas ações corretivas e preventivas.

O calendário aprovado pelo CMN estabelece que, até dezembro de 2006, cada instituição tenha definido a estrutura organizacional que tornará efetiva a implementação do gerenciamento do risco. Além disso, até junho de 2007, deve ter definida a política institucional, dos procedimentos e dos sistemas necessários à implementação da nova estrutura. A conclusão deste processo e a entrada em funcionamento deve ser implementada até 31 dezembro de 2007.

Os critérios de cálculo da exigência de capital para riscos operacionais serão definidos no futuro. Para os bancos que não quiserem incorrer em altos investimentos no controle desses riscos, o BCB poderá vir a fixar um percentual da receita operacional. Para os que optarem por estruturas e sistemas um pouco mais complexos, haverá, possivelmente, um percentual diferente para a receita de cada ramo de negócio da instituição. Assim, as grandes instituições financeiras tenderão a optar por incorrer em um custo elevado com vistas a implementar o Método de Medição Avançada (AMA). Para os demais bancos - médios e pequenos - existem soluções que os manterão dentro da legislação sem incorrer neste custo.

Em recente pesquisa realizada com base nos dados disponíveis no BCB, a empresa de consultoria *Deloitte Touche Tohmatsu* (2006), estimou o impacto da alocação de 15% da receita bruta para cobertura dos riscos operacionais, calculado com

base no BIA, em 37 instituições financeiras contemplando Bancos de Varejo, Públicos, Internacionais e Médios. Como resultado, foi detectado que as dez principais instituições brasileiras deverão reforçar o capital em quase R\$ 17 bilhões para cobrir os riscos operacionais. Parte desse impacto poderá ser compensado pela esperada redução na exigência de capital para o risco de crédito, que também foi revista no Novo Acordo, com a redução das exigências para as operações de varejo.

Com as novas exigências, o índice da Basileia médio nas instituições pesquisadas diminui de 18% para 15%, frente ao capital mínimo exigido pelo BCB que é de 11%.¹⁴ Para cobrir o risco operacional, o BCB estabeleceu que os bancos devem reforçar o capital no equivalente a 15% da receita bruta, pelo método da abordagem básica.¹⁵ O impacto da redução no índice da Basileia médio é mais acentuado nos bancos públicos (redução média de 6% no índice) em comparação aos demais bancos (queda de 2,4%).

De acordo com pesquisa realizada pela *Deloitte Touche Thomatsu* (2006), os bancos com maior custo operacional em relação aos ativos totais também apresentaram maior percentual de capital alocado para o risco operacional em relação ao patrimônio líquido. Isso pode ser explicado, segundo os analistas da *Deloitte*, pelo fato de o capital alocado para o risco operacional ser calculado pelo indicador básico¹⁶. Assim, apesar da despesa de intermediação reduzir o capital alocado para o risco operacional, os bancos que repassam custos operacionais mais altos para os clientes, sob a forma de maiores receitas, acabam sendo penalizados.

Uma outra informação extraída da pesquisa diz respeito aos bancos públicos, que apresentaram, em média, maior percentual de capital alocado para risco operacional (calculado pelo BIA), em relação ao patrimônio líquido (23%), seguidos dos Bancos de Varejo (14%), Médios (12%) e Internacionais (8%).

Deve-se notar que a Resolução 3.380, do BCB, prevê a possibilidade de redução da exigência de capital em até 20% a partir da adoção do AMA. Há uma economia potencial para as instituições financeiras de cerca de R\$ 552 milhões por ano, sem considerar outros benefícios, como melhoria de eficiência e redução de perdas operacionais proveniente do melhor gerenciamento de riscos operacionais. O AMA prevê o cálculo da exposição com base no histórico de perdas de no mínimo três anos; o

¹⁴ Um dos mais importantes índices que medem a solvência de um banco, o Índice da Basileia determina que os bancos devem ter um patrimônio mínimo equivalente à determinada percentagem do montante de capital alocado em ativos de risco. A porcentagem mínima aceita internacionalmente é de 8%.

¹⁵ A receita bruta é o resultado bruto de intermediação financeira somado às outras receitas.

¹⁶ Medido em função do resultado bruto de intermediação financeira somado às outras receitas.

ajuste da exposição por indicadores e dados externos; e a realização de "*back testing*" e "*stress testing*"¹⁷. Em suma, o efetivo gerenciamento de risco possibilita às instituições financeiras maximizar receitas, diminuir custos, e alocar capital de forma mais eficiente.

Por fim, o que se pode presumir, ao se considerar que o BCB permaneça com uma postura conservadora, é que em uma primeira etapa seja implantado um índice comum a todas as instituições financeiras até que o órgão regulador possa avaliar os modelos internos e a qualidade do banco de dados dos modelos adotados.

Em um segundo momento, aquelas instituições financeiras que estiverem adotando boas práticas nos seus métodos e processos de gestão do risco operacional estarão propensas a alocar o capital usando métodos avançados de mensuração do risco. As instituições financeiras que assim não o fizerem, estarão propensas a alocar capital superior ao necessário para cobertura do risco. Seja por utilizarem métodos de controle e processos de gerência de risco menos eficazes, seja porque, apesar de adotarem as melhores práticas de prevenção, controle e mitigação dos seus riscos operacionais, estariam sendo penalizadas por não utilizar um caro modelo de medição avançado para cobrir eventuais riscos cuja ocorrência seja improvável.

¹⁷ *Backtesting* é o teste sequencial de um modelo em comparação com a realidade para verificar a precisão das suas previsões. *Stress testing* – É uma técnica de avaliação da resposta de uma carteira de ativos ou obrigações a variações extremas de índices e cotações que influenciam essa carteira. O propósito do stress test é quantificar a perda de uma carteira caso uma situação adversa de mercado específica ocorra. Ver BIS (2000).

3. Metodologia Avançada para o Cálculo do RO

A principal demanda de uma metodologia de cálculo do Capital Econômico (CE) em um banco está na garantia de que esse CE seja suficiente para cobrir todo e qualquer tipo de risco. Um forte incentivo ao desenvolvimento de metodologias quantitativas para o cálculo do CE foi dado pela inclusão do risco operacional como categoria de risco nos requisitos para Capital Regulatório contidos no Pilar I do Novo Acordo (Aue e Kalkbrener, 2006). Desde então, as perdas operacionais foram reconhecidas como uma importante fonte de risco e a quantificação do risco operacional passou a fazer parte do cálculo do CE dos bancos.

O Novo Acordo permite que os bancos optem entre três métodos para o cálculo do capital regulamentar para cobertura do risco operacional. O primeiro deles o BIA (*Basic Indicator Approach*) define o capital para risco operacional como a fração de 15% sobre o valor do resultado bruto¹⁸ da instituição. Desta forma, o Comitê assume de forma explícita que o risco operacional possa estar relacionado ao tamanho da instituição¹⁹.

O segundo método proposto para o cálculo do risco operacional é o *Alternative Standardised Approach* (ASA). Este método apresenta-se como uma forma de refinamento ao modelo BIA, uma vez que calcula o valor do capital para o risco operacional com base no valor do resultado bruto, porém, em percentuais diferenciados para cada categoria de linha de negócios (variando de 12% a 18% com um valor intermediário igual a 15%). Assim, o órgão regulador faz uma distinção entre as diversas categorias de risco em função do tipo de atividade desenvolvida pela instituição financeira.

Por fim, a Abordagem de Medição Avançada (AMA) em que os bancos estão autorizados a desenvolver seus próprios modelos para o cálculo do capital regulamentar, com fins de cobrir as possíveis perdas derivadas de risco operacional. Evidencia-se ser esse o modelo sugerido pelo Comitê para ser implementado pelos bancos internacionalmente ativos (Chapelle *et al.*, 2004). Além disso, os bancos que optarem por essa metodologia de cálculo deverão rapidamente adaptar seus processos de coleta

¹⁸ *Gross Income* – É resultado do somatório da receita líquida de juros com a receita líquida das taxas e comissões mais o resultado líquido das operações financeiras e outras receitas.

¹⁹ É importante notar que aos bancos com atividades internacionais é recomendado a não adoção dessa metodologia de cálculo (Chapelle *et al.*, 2004).

de dados de perda com fins de atender a demanda e validação estatística do seu próprio modelo de gerenciamento do risco operacional.²⁰

3.1. A Literatura sobre o LDA (*Loss Distribution Approach*)

O caminho natural para encontrar o Capital Econômico Regulatório baseia-se em uma modelagem detalhada da distribuição das perdas por risco operacional do banco, ao longo do período de um ano. Nesse sentido os modelos AMA convergem naturalmente para o LDA, diferindo unicamente em como a distribuição das perdas é modelada.

Os artigos publicados por Fournouelle *et al.* (2004 e 2006), Chapelle *et al.* (2004), Moscadelli (2004), Frachot *et al.* (2004), Neslehová *et al.* (2006), Embrechts *et al.* (2006), Aue e Kalkbrener (2006) e Dutta e Perry (2007) têm em comum a adoção do método de distribuição de perdas (*Loss Distribution Approach – LDA*), para estimar o VaR operacional. Este método agrega os modelos probabilísticos de frequência e severidade dos dados de perda para chegar a uma estimativa da perda por risco operacional.

Quando se decide analisar e modelar o risco operacional de uma instituição financeira, o primeiro problema que surge está relacionado à obtenção dos dados. Além do fato de ser um tipo de risco que só recentemente foi conceituado e destacado dos demais riscos, existe uma preocupação relacionada ao sigilo que envolve tais informações. Como algumas dessas informações estão ligadas a áreas sensíveis da instituição, uma vez que podem envolver falhas dos seus funcionários ou de seus controles internos, não há interesse que tais informações sejam repassadas ao mercado.

Uma base de dados sólida e confiável é essencial para o desenvolvimento de modelos quantitativos, pois, baseadas nestas informações é que serão feitas as análises sobre o risco potencial de cada unidade de negócio. A quantificação do risco operacional passa a ser uma tarefa difícil, diante de problemas relacionados aos dados de risco operacional e da própria definição do que venha a ser a exposição a esse tipo de risco. A deficiência ou escassez de dados de risco operacional significativos; a natureza dos dados do risco operacional que possibilitam uma grande interação com outros fatores de risco (i.e., o risco de mercado e de crédito); e a falta, no momento, de

²⁰ Vários estudos contemplam a análise comparativa entre os custos e os benefícios em adotar-se o AMA em detrimento do BIA ou, que avaliam o incremento de custos necessários à implementação de um efetivo sistema de gerenciamento de risco operacional. Contudo, esse aspecto não faz parte do escopo desse trabalho que apresenta, na próxima seção, um *survey* do modelo LDA (*Loss Distribution Approach*) por se tratar do modelo mais popular dentro da metodologia do AMA.

métodos efetivos para aferir a sensibilidade ao risco no modelo implementado, são outros fatores que devem ser considerados na hora de escolher um modelo para quantificar o risco operacional.

Segundo Aue e Kalkbrener (2006), os dados internos de perda são os melhores indicadores de risco disponíveis. Contudo, mesmo com processos sofisticados de coleta de dados, haverá algumas áreas da empresa que nunca poderão gerar dados internos suficientes para permitir um entendimento total do perfil do risco. Por isso, dados internos acabam sendo complementados por dados externos à instituição, como também por cenários gerados. No modelo implementado no *Deutsche Bank*, um membro associado ao *The Operational Riskdata eXchange Association*²¹, os dados internos da instituição foram complementados por um banco de dados de perda comercial comprado pela instituição, a partir do qual foi possível montar um processo de geração de cenários.

Dutta e Perry (2007) utilizaram os dados de perda interna das instituições financeiras coletados do *Loss Data Collection Exercise, LDCE* (2004), para avaliar os métodos mais utilizados na mensuração do risco para calcular a alocação do capital. A qualidade dos dados variava entre as instituições pesquisadas. Para assegurar uma análise significativa, os autores utilizaram os dados de sete instituições que informaram um número suficiente de perdas (pelo menos mil eventos de perda total) cujos dados também guardavam consistência e coerência com os dados de perda entre todas as instituições selecionadas. A análise feita envolveu os dados do *LDCE* em nível agregado (o empreendimento como um todo), ao nível das linhas de negócios e por tipo de evento, como definido em Basileia II. A pesquisa envolveu sete instituições que informaram os dados de perda que somavam ao menos 1.000 observações de \$10.000²² pelo menos ou mais. Estas sete instituições selecionadas cobriram de forma adequada vários tipos de negócios diferentes e diferentes classificações quanto ao tamanho do negócio, avaliado segundo os ativos das instituições analisadas.

Em outro artigo que analisa os métodos de cálculo do risco operacional no setor bancário, Chapelle *et al.* (2004) apresenta o resultado de uma pesquisa que utilizou uma

²¹ O *Operational Riskdata eXchange Association* (ORX) é o consórcio que lidera no mundo, os dados de perda por risco operacional para a indústria de serviços financeiros. A ORX foi fundada em 2002 com o objetivo primário de criar uma plataforma para as seguradoras e anônimas trocas de dados de perda de risco operacional em alta qualidade. ORX é uma associação industrial sem fins lucrativos, com sede em Zurique, Suíça, de propriedade e administrada por seus sócios. A ORX atualmente tem 36 sócios e, durante os últimos três anos, desenvolveu e mantém um banco de dados de 63.500 eventos de perdas por risco operacionais, cada uma com valor superior a € 20.000 cada, totalizando € 21 bilhões.

²² Os autores da pesquisa alteraram a unidade monetária dos dados de perda, ao implementar uma transformação homotética dos valores envolvidos que, contudo, mantiveram a proporcionalidade dos dados originais.

metodologia alternativa do *LDA*. A pesquisa adotou um procedimento integrado para a modelagem da distribuição de perdas em nível agregado, com o uso de dados de perda internos e externos na avaliação do risco operacional.

Os autores supracitados empregaram no estudo, um conjunto de dados internos de perda operacionais reais, que foi apropriado por uma grande instituição financeira europeia (cujo nome não foi divulgado). A coleta dos dados foi feita de forma a classificá-los em duas linhas de negócios e por duas categorias de eventos de risco, para a adoção do AMA, segundo as especificações contidas no Novo Acordo. Por causa da confidencialidade dos dados, os autores da pesquisa alteraram os valores das perdas por meio de uma transformação homotética nos valores envolvidos, de forma a não influenciar a função de distribuição dos mesmos. Além disso, o período de coleta dos dados foi ajustado para contemplar um total de 3.000 eventos de perda. Assim, embora o número de perdas e as respectivas magnitudes reais não pudessem ser usadas para avaliar a exposição de risco operacional daquela instituição financeira, a função de distribuição interna das perdas do banco permaneceu realística.

No Brasil, a escassez de informação e de bancos de armazenamento de dados maduros e confiáveis também são fatos recorrentes. Quando a informação existe, os pesquisadores se deparam com dificuldades de acesso, por causa do caráter sigiloso dos dados, haja vista tratar-se de informação estratégica para a empresa. Assim, algumas pesquisas no Brasil também adotaram como estratégia ocultar o nome e/ou os dados de perda da instituição participante da pesquisa. Guimarães (2003) foi um dos primeiros a utilizar-se deste artifício. O modelo apresentado em sua pesquisa empregou os dados de uma série histórica de perdas operacionais de uma categoria de evento de perda não revelado, extraído da base de dados cedida pelo Banco Real ABN Amro S.A., no ano de 2002. Além disso, os valores apresentados no trabalho também foram alterados por uma transformação homotética. Os dados alterados foram apresentados em uma unidade monetária fictícia que preservou, contudo, as proporções dos dados originais.

Assim, tal como no trabalho apresentado por Guimarães (2003), Castro (2005) utilizou como base de dados de perda, objeto de sua análise empírica, 167.907 registros de eventos de perdas associados às fraudes eletrônicas perpetradas contra uma instituição financeira (não identificada) durante o período compreendido entre janeiro de 2002 a dezembro de 2004. Por se tratarem de observações extraídas do ambiente real, para preservar a magnitude dos valores, do ponto de vista estratégico, as severidades

que foram associadas aos eventos de perdas foram ajustadas mediante utilização de escala própria que conservou as proporcionalidades entre si.

Para elaborar sua pesquisa, Texeira (2005) criou uma amostra, composta por valores de perda que envolvia todos os tipos de perda por risco operacional, com a finalidade de demonstrar as diversas etapas no processo de cálculo do capital econômico de uma instituição financeira fictícia. Por fim, Casagrande (2006) elaborou uma análise dos dados de multas pagas pelas instituições financeiras no Brasil, que foram aplicadas pelo BCB em razão das circulares 2.894 e 3.046. Em seu trabalho, Casagrande (2003) calculou o *VaR* operacional a partir do AMA com a utilização do LDA, por considerar que algumas pesquisas realizadas apontaram este como o método mais utilizado.

3.2. O Modelo *Loss Distribution Approach* (LDA)

O modelo de distribuição das perdas, o *LDA*, é uma aplicação de métodos atuariais derivados da modelagem estatística utilizada pela indústria de seguros. Este modelo combina em uma distribuição de probabilidade agregada a distribuição de frequência (número de ocorrência dos eventos de perda) e a distribuição da severidade (que descreve a magnitude do impacto econômico/financeiro de cada evento de perda) que são estimadas separadamente.

O fato das estimativas serem feitas separadas justifica-se por se tratarem de processos independentes. Um exemplo disso pôde ser visto quando foi implementada, pela indústria bancária, a redução do horário de atendimento nos TAAs (Terminais de Auto Atendimento). Ao reduzir-se o horário de atendimento, de períodos ininterruptos de 24h, para o atendimento feito entre 6h e 22h, 2ª a 6ª feira, a frequência de assaltos aos terminais reduziu-se, contudo, o mesmo não ocorreu em relação a severidade dos assaltos, que permaneceram com a mesma magnitude.

Quando uma instituição financeira opta pela adoção do AMA, aceita desenvolver internamente um modelo próprio que envolve técnicas de medição que atendam aos requisitos qualitativos e quantitativos propostos pelo Novo Acordo. O principal objetivo de um modelo *LDA* é o de fornecer uma estimativa de risco que seja realística para o banco e às suas unidades de negócios, baseada em uma distribuição de perdas que reflète de forma acurada os dados básicos armazenados. Em outras palavras, a premissa fundamental subjacente ao *LDA* é de que cada perda operacional da instituição financeira seja um reflexo inerente à sua exposição em relação ao risco operacional.

Assim, ao empregar o modelo de distribuição de perdas agregadas (*LDA*) é possível dizer com, por exemplo, 99,9% de probabilidade de acerto (nível de confiança de 99,9% proposto pelo Novo Acordo), que um valor estimado de perda por risco operacional não será ultrapassado em determinado período de tempo. O Novo Acordo estipulou para esse período de tempo o equivalente a 1 ano, e essa metodologia descreve o cálculo do VaR Operacional.

O cálculo do *Value-at-risk* (VaR) consagrou-se, junto à maioria das instituições financeiras, como métrica representativa do nível de exposição ao risco operacional. Assim, essa metodologia vem sendo muito aplicada no mercado bancário para estimação do capital econômico e, até mesmo, para fins de alocação de capital. Os modelos de VaR Operacional²³ têm sido objeto de aprimoramentos e ajustes de forma a captar especificidades associadas a categoria de risco operacional.

Os métodos para o cálculo do VaR podem ser classificados em: paramétricos, tais como o *LDA* e o *EVT*, em que os processos estocásticos associados aos eventos de perda podem assumir diversas formas funcionais; e os não paramétricos, em que se enquadram a Simulação Histórica e os Métodos *Bootstrap* e *Bootstrap* Suavizado.

Cada instituição financeira tem, em virtude do grau de flexibilidade inerente ao método AMA proposto pelo Comitê, a opção de montar uma matriz de perdas *Business Line/Event Type* (*BL/ET*) que melhor se ajuste as características de sua instituição. Logo, se a instituição em estudo mantiver atividades, que envolvam as 8 (oito) linhas de negócios e que registre perdas classificadas em cada um dos 7 (sete) tipos risco propostos pelo Comitê no Novo Acordo, a matriz *BL/ET* será composta por 56 (cinquenta e seis) células que consolidam os dados de perda operacional da referida instituição.

Um exemplo do que foi disso é pode ser observado na figura 3, que apresenta a matriz *BL/ET* empregada no modelo de distribuição de perdas (*LDA*) do *Deutsche Bank* (*DB*), composto por 23 células. Essa matriz foi especificada com base nas linhas de negócios indicadas pelo Comitê Executivo do *DB* e na classificação dos tipos de evento de risco referente ao nível 1²⁴, proposta pelo Novo Acordo. Observa-se que no caso em questão os analistas do *DB* optaram pela consolidação dos dados de evento de perda provenientes de danos à infra-estrutura e relacionados com demandas trabalhistas e

²³ No VaR Operacional, os processos estocásticos não assumem a hipótese de normalidade como no VaR de mercado e, ainda, a frequência dos eventos de perda é relevante. Ademais, no VaR de Mercado é possível mensurar os impactos decorrentes de variações nos preços dos fatores de risco de mercado sobre o VaR, o que não ocorre com o VaR operacional.

²⁴ Disponível em www.bis.org/publ/bcbs128d.pdf

acidentes de trabalho, sem considerar a distribuição destas perdas pelas linhas de negócios.

Figura 3: Matriz BL/ET empregada no modelo LDA do DB

Nível Básico 1	Tipos de Eventos Internos	Linhas de Negócios						
		BL1	BL2	BL3	BL4	BL5	BL6	BL7
Fraudes Internas	Fraude	1	2	3	4	5	6	7
Fraudes Externas								
Danos a Ativos Físicos	Infra-estrutura	8						
Interrupções do negócio								
Cientes, Produtos, Práticas de Negócios	Cientes, Produtos e praticas de negócio	9	10	11	12	13	14	15
Execuções e Processos	Execuções e Processos	16	17	18	19	20	21	22
Demandas Trabalhistas e Segurança das Instalações de Trabalho	Demandas Trabalhistas e Segurança das Instalações de Trabalho	23						

Fonte: LDA at Work, Aue e Kalkbrener, (2006).

Depois de modelar a distribuição de perdas para um tipo de evento de risco em uma linha de negócios, esse processo deve ser estendido às demais categorias de risco, por todas as linhas de negócio da instituição financeira. Diferentes distribuições de frequência e severidade são derivadas dos dados de eventos de perda e só então combinadas por uma simulação de Monte Carlo²⁵ para determinação das perdas agregadas anuais. A partir desta simulação de perdas agregadas são extraídas as estatísticas necessárias ao cálculo do *VaR* Operacional e, por fim, estimar o capital econômico.

É importante notar que o Comitê de Basiléia admite a existência de correlação positiva entre determinados eventos de risco que podem ser estimados via técnicas apropriadas de caracterização de dependência tais como as “cópulas”²⁶ que, contudo, não será abordada nessa pesquisa por não fazer parte do escopo da mesma.

O modelo *bottom up* LDA implementado no DB considerou a redução devida à correlação existente entre as células da matriz BL/ET. Para tanto, a técnica empregada consistiu em correlacionar a distribuição de frequência das células individuais da matriz BL/ET com uma cópula de Gauss para reproduzir as correlações observadas nos dados

²⁵ Ver aplicação em Aue e Kalkbrener (2006).

²⁶ A teoria de Cópulas foi desenvolvida por Sklar (1959), logo ao teorema que permite os acoplamentos dá-se o nome de Teorema de Sklar. Basicamente a Cópula pode ser definida como a função que acopla distribuições marginais univariadas formando distribuições multivariadas. Mais detalhes ver Nelsen (1999).

de perda.²⁷ Após agregar os dados de frequência em bases mensais, a correlação existente entre as células da matriz foi estimada por Spearman's Rho. Essa categoria de estimadores é comumente empregada ao se analisar dados de perda por risco operacional²⁸.

Exemplos de aplicações dessa técnica podem ser vistas nos artigos publicados por Chapelle *et al.* (2004) e Aue e Kalkbrener (2006), que introduziram em seus modelos a análise de determinadas características de dependência. Antes disso, essa abordagem tinha sido proposta nos trabalhos de Klungman e Parsa (1999), para medir a dependência em seguros, por Mashal e Zeevi (2002), em medições de risco de mercado e em Frey, *et al.* (2001), na análise de riscos de crédito.

A aplicação do LDA para a quantificação do risco operacional é uma tarefa difícil, diante de problemas relacionados aos dados de risco operacional e da própria definição do que venha a ser a exposição ao risco operacional, entre eles Aue e Kalkbrener destacaram:

- i. a deficiência e/ou escassez de dados significativos de risco operacional;
- ii. a natureza dos dados do risco operacional, que possibilita grande interação com outros fatores de risco (por exemplo os riscos de mercado e crédito); e
- iii. a falta, no momento, de métodos efetivos para aferir a sensibilidade ao risco exposta por cada modelagem do risco operacional.

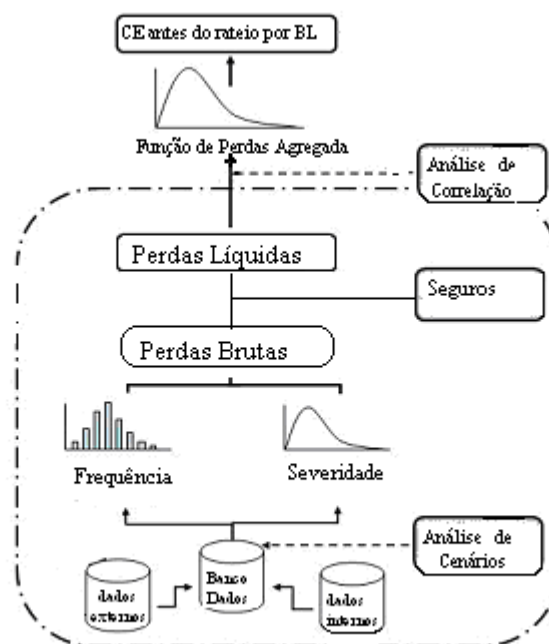
Um exemplo de organograma de modelo LDA é apresentado na figura 4. Este é um modelo *bottom-up*²⁹, que foi implementado no *Deutsche Bank (DB)*.

²⁷ Ver, Klugman e Parsa, (1999): "Fitting bivariate loss distributions with copulas", *Insurance: Mathematics and Economics*, 24, 139–148.

²⁸ Ver McNeil et al.(2005) e Chapelle et al. (2004) para aplicações, resultado e testes.

²⁹ Para fazer referência a que os cálculos se processam de baixo para cima, em níveis de agregação dos dados.

Figura 4:
Organograma do modelo bottom up LDA do DB



Fonte: LDA at Work, Aue&Kalkbrener (2006),
com adaptações do autor.

Observa-se, do modelo implementado pelo *DB*, que o impacto da redução na estimativa das perdas causada pela contratação de seguros (para cobrir riscos específicos inerentes a cada célula) foi levado em consideração para efeito do cálculo do capital econômico.

Segundo as recomendações do Novo Acordo, os bancos que adotam um modelo de abordagem avançada (AMA) estão autorizados a contabilizar, para cálculo do capital regulamentar, o impacto da mitigação do risco no seguro, desde que essa redução de capital seja menor que 20% do valor total. Em outras palavras, se uma apólice de seguro cobre as perdas entre as quantias A e B, todas as perdas cujos valores estejam compreendidos entre estes dois montantes e que satisfaçam as condições incluídas na apólice são equiparados a zero (ou qualquer outra quantia mínima especificada no contrato).

Uma quantificação realista do risco operacional deve levar em conta o efeito da redução do risco em razão do seguro. Comparado às outras metodologias, esta *bottom up LDA* possui, segundo Aue e Kalkbrener (2006), o benefício de permitir uma modelagem acurada e justa de cobertura de seguro. A frequência da perda não é afetada pelo seguro. Destarte, quando as distribuições de frequência e severidade são

combinadas em uma simulação, cada registro de perda individual pode ser comparado a sua respectiva apólice de seguro contratada pelo banco, bem como aos limites e deduções correspondentes.

Assim, o modelo *LDA* apresenta três componentes essenciais: uma distribuição do número de perdas anuais (frequência), uma distribuição do valor das perdas (severidade), e uma distribuição de perdas agregadas que combinam as duas distribuições anteriores. A medição do risco de forma agregada (que envolve todo o empreendimento) é vantajosa porque dispõe de maior número de dados, porém, traz a desvantagem de agrupar perdas de características diferentes. Por isso, ao se estimar o risco operacional por linha de negócios e por tipo de risco as estimativas se apresentam de forma mais equilibrada. Nas próximas seções são analisadas de forma mais detalhada cada etapa da implementação de um modelo de distribuição de perdas, o *LDA*, em uma instituição financeira de atuação internacional.

3.2.1. Frequência das Perdas

O primeiro passo para se gerar uma distribuição significativa, ao implementar um modelo pelo método *LDA*, é organizar os dados de perda em categorias de perdas e linhas de negócios que tenham o mesmo perfil básico de risco e padrão de comportamento. Em geral, todos os dados registrados são tratados como amostras de uma distribuição básica e por isso recebem o mesmo peso ou probabilidade em uma análise estatística.

Um modelo padrão que emprega o *LDA* utiliza técnicas atuariais para modelagem da distribuição de frequência e severidade das perdas. Isso quer dizer que a distribuição de perdas em cada célula da matriz *BL/ET* tem distribuições próprias e específicas de frequência e severidade. As distribuições de frequência mais empregadas em aplicações do *LDA* são: a distribuição de Poisson, a Binomial Negativa e a distribuição Binomial, entre outros, ver Chapelle *et al.* (2004) e Aue e Kalkbrener (2006), entre outros.

Em Aue e Kalkbrener (2006), os autores propõem um algoritmo que seleciona, entre as distribuições de Poisson e Binomial Negativa, aquela de melhor ajuste para os dados de frequência dos eventos de perda do *DB*. Ao analisar o impacto que essa escolha tem sobre o cálculo do capital econômico da instituição concluíram que as variações podem ser consideradas irrelevantes, tanto em nível agregado como por célula

da matriz BL/ET. Por fim, os autores optaram por empregar a distribuição de Poisson no cálculo oficial do capital do *DB*, por considerar que isso fez reduzir a complexidade do modelo já que não possui nenhuma regra de decisão ou testes estatísticos para seu emprego na modelagem da distribuição de frequência das perdas. Por razões semelhantes, a distribuição de Poisson foi escolhida por Chapelle *et al.* (2004), para modelagem da frequência dos dados de perda na instituição financeira analisada.

3.2.2. A Distribuição da Severidade

O capital regulamentar para cobrir eventuais perdas por risco operacional é influenciado majoritariamente por perdas individuais de alta magnitude, de fácil identificação na distribuição de severidade das perdas. A metodologia do *LDA* aplicada sobre dados de perda por risco operacional demonstrou que a escolha do modelo para descrever a distribuição da severidade das perdas costuma ter um impacto mais significativo no valor final do cálculo do capital econômico da instituição do que a escolha do modelo que vai descrever a frequência das perdas. Isso pode ser comprovado nos trabalhos de Böcker and Klüppelberg (2005), De Koker (2006) e foi, também, uma das conclusões a que chegaram Aue e Kalkbrener (2006).

Dutta e Perry (2007) apresentam um extenso trabalho baseado nos dados de perda interna de instituições financeiras, extraídos do *Loss Data Collection Exercise de 2004 (LDCE)*³⁰. A pesquisa envolveu os dados de sete instituições que informaram um número suficiente de perdas (pelo menos mil eventos de perda total) cujos dados também guardavam consistência e coerência com os dados de perda comuns a todas as instituições selecionadas. Para modelar a distribuição de severidade, os autores testaram três técnicas distintas:

- (i) ajuste por distribuições paramétricas: é assumido que os dados de perda seguem um modelo paramétrico específico. A partir daí, os parâmetros são escolhidos (calculados) de tal forma que o modelo se ajusta da melhor forma à distribuição dos dados de perda;
- (ii) método da Teoria do Valor Extremo (EVT): um ramo da estatística interessado no estudo de fenômenos extremos como grandes perdas operacionais; e

³⁰ O *LDCE* de 2004 foi um esforço comum das agências reguladoras bancárias nos EUA para coleta de dados de risco operacional. Fizeram parte do esforço do *Federal Reserve System*, o *Office of the Controller of Currency*, o *Federal Deposit Insurance Corporation*, e o *Office of Thrift Supervision*.

(iii) a estimação do capital por meio de um exemplo não paramétrico: a prova empírica (também conhecida como simulação histórica) é uma técnica que requer que os dados atuais sejam dispostos ao acaso.

Dutta e Perry (2007) testaram algumas distribuições de um e dois parâmetros para modelar a severidade da perda, tais como: a exponencial, a Gama, o Pareto generalizado (GPD), a loglogistic, a lognormal truncada, e a distribuição de Weibull. Segundo os autores, muitas destas distribuições foram informadas como as que vêm sendo usadas por instituições financeiras nas submissões do Estudo de Impacto Quantitativo 4 (QIS-4)³¹. Além destas, foram testadas distribuições de quatro parâmetros tais como a distribuição generalizada de 2º tipo (*Generalized Beta Distribution of Second Kind* (GB2)) e a distribuição g e h ³², que tem a propriedade de poder gerar muitas outras distribuições a partir dela, para valores específicos de seus parâmetros.

O cálculo do capital regulamentar para cobertura do risco operacional foi feito ao nível do percentil 99,9% que é o nível de confiança proposto pelo Novo Acordo. Consideraram-se as distribuições de perda agregadas (e não por célula *BL/ET*) com simulações de um milhão de tentativas.

As distribuições de severidade foram avaliadas segundo cinco diferentes critérios de desempenho, que foram dispostas em ordem de importância:

(i) Ter bom ajuste - estatisticamente, quão bem o método ajustou os dados?

(ii) Ser o mais realístico - se um método tem um bom ajuste dos dados em um senso estatístico, será que ele gera uma distribuição de perda com uma estimativa de capital realística?

(iii) Ser bem especificado - se as características dos dados ajustados são semelhantes aos dados de perda e logicamente consistentes.

(iv) Flexibilidade - quão bem o método é capaz de acomodar uma grande variedade de dados empíricos de perda?

(v) Simplicidade – se o método é de fácil aplicabilidade, e se propicia boa geração de números aleatórios durante a simulação de perda.

As conclusões a que chegaram Dutta e Perry (2007) indicam que:

³¹ O Quantitative Impact Study (QIS 4) foi implementado nas agências bancárias norte americanas, com intuito de levantar dados das grandes instituições bancárias para comparar resultados quanto ao grau de exposição ao risco, calculado por diferentes métodos propostos no Novo Acordo. Detalhamento disponível em <http://www.ffiec.gov/qis4/default.htm>

³² Ver estatística g e h no apêndice C de Dutta e Perry (2007).

(i) As distribuições exponencial, gama e Weibull foram rejeitadas como de bom ajuste dos dados de perda para todas as instituições, seja em nível agregado, por tipo de evento de risco ou por linha de negócios.

(ii) O GB2, loglogística, lognormal truncada, e a distribuição Pareto generalizada (GPD), bem como o método *EVT-POT* a 5% e a 10% embora tenham apresentado um ajuste razoável para algumas das instituições em determinadas linhas de negócios, não raro levaram a estimativas de capital econômico irreais.

(iii) De todas as situações testadas o ajuste de distribuição *g-e-h* foi a única que, segundo os autores, poderia ser aceita como de bom ajuste para todas as instituições no nível do empreendimento. No tocante a estimativa de capital ao nível do empreendimento, apenas esta e o método de amostras empíricas resultaram em uma estimativa de capital consistente e realística para todas as sete instituições.

Conforme apresentado em Dutta e Perry (2007), diversos pesquisadores defendem não ser possível encontrar uma distribuição única, capaz de fornecer um bom ajuste tanto para o corpo quanto para a cauda na modelagem dos dados de severidade dos eventos de perda operacional. Contudo, os resultados encontrados nessa pesquisa, relativos à função de distribuição *g-e-h*, indicam que ela possa ser uma função capaz de modelar severidade de perda operacional sem aparar ou truncar os dados de forma arbitrária ou subjetiva.

Em síntese, as principais conclusões a que chegaram, Dutta e Perry (2007), sugerem que a utilização de diferentes modelos para ajuste da severidade dos dados de perda em uma mesma instituição pode gerar diferentes estimativas de capital econômico. Ademais, a aplicação do mesmo modelo em diferentes instituições rendeu estimativas irreais e não consistentes, mesmo quando a aproximação estatística era atendida. Os autores acreditam que alguns dos modelos estudados possam ser desconsiderados *a priori* seja do ponto de vista estatístico ou lógico. Isto implica dizer que um número reduzido de técnicas seja potencialmente adequado para a modelagem de severidade de perda operacional.

É certo que a modelagem da distribuição de severidade dos dados de perda é de difícil execução, devido a uma recorrente falta de dados. Assim, mesmo os dados internos de perda, que cobriam os últimos 5 a 7 anos no *DB*, em estudo feito por Aue e Kalkbrener (2006), foram insuficientes para fornecer uma boa definição no ajuste da cauda da distribuição de severidade. Daí a necessidade de introduzirem-se outras

categorias de dados, sejam dados externos ou gerados por cenários, para dar mais robustez ao modelo.

A experiência obtida com dados internos e externos, no estudo feito no *DB*, demonstrou que em várias das 23 células da matriz *BL/ET*, o corpo e a cauda da distribuição de severidade apresentavam características diferentes. Isto veio a corroborar outros estudos que indicavam que os dados de perda por risco operacional distribuem-se em duas formas distintas: a primeira composta por dados de perda com alta frequência e baixa magnitude, que constitui o corpo da distribuição e refere-se às perdas esperadas³³; e a segunda composta por dados de perda de baixa frequência e alta magnitude, que constitui a cauda da distribuição.

Isto justifica a impossibilidade de identificar uma única função de distribuição de perdas que pudesse descrever com perfeição o comportamento de todas as células da matriz *BL/ET* na implementação do *LDA* no *DB*. Isto levou os analistas a utilizarem diferentes funções paramétricas para descrever o corpo e a cauda da distribuição de severidade. Por fim, a metodologia aplicada ao modelo do *DB* foi baseada na teoria do valor extremo (*Extreme Value Theory – EVT*), ou mais precisamente no método *Peaks over Threshold*, que permite o ajuste de modelos *GPD (Generalized Pareto Distribution)*. De acordo com a metodologia *EVT POT*, os excessos além de um valor limítrofe u são independentes e se distribuem segundo uma função *GPD*.³⁴

O mesmo problema foi enfrentado em Chappelle, *et al.* (2004), que como outros autores, optou pela identificação de um valor limite para separar os valores de perdas que optaram por chamar de “normais” dos valores ditos “extremos”. A literatura apresenta como alternativa para lidar com esta questão, a adoção de uma medida arbitrária (o nível de confiança no percentil de 90,0%) ou basear-se em alguma ferramenta de recursos gráficos, como a *Mean Excess Plot*.³⁵

Apesar de a aproximação gráfica ser mais comumente utilizada, Aue e Kalkbrener (2006) empregaram um método paramétrico para selecionar o valor limítrofe, que fora descrito por Dupuis (1998) e posteriormente em Peters et al (2004). Esta metodologia consiste na proposta de um algoritmo alternativo que, baseado em medições objetivas, é capaz de comparar diversos valores limítrofes e identificar aquele que apresenta melhor ajuste à parte superior dos dados de perda da amostra.

³³ Equivale ao valor médio da distribuição de perdas agregada.

³⁴ Uma descrição completa dessa metodologia pode ser vista em Embrechts et al. (1997).

³⁵ Ver Davison e Smith (1990) e Embrechts *et al* (1997), para mais detalhes.

Dutta e Perry (2007) apresentaram a pesquisa mais completa, do ponto de vista da variedade de funções para ajuste dos dados testada e, compararam o valor do capital econômico calculado conforme a escolha de diferentes opções para o valor limítrofe (*threshold*) do evento de perda³⁶. Os resultados encontrados indicam diferentes aproximações, algumas boas e outras irreais, em diferentes células da matriz *BL/ET*, impossibilitando a definição de um padrão.

3.2.3. A Teoria do Valor Extremo (EVT) e o método do Peaks Over Threshold (POT)

O reduzido número de dados de perda costuma ser o maior problema quando se estuda a distribuição de severidade das perdas de uma instituição financeira. Um banco de dados de perdas por risco operacional é, em geral, formado por alguns poucos eventos de alta magnitude e vários eventos menores. Assim, estimar a distribuição das perdas extremas empregando métodos clássicos de máxima verossimilhança costuma levar a distribuições cujo peso da cauda é insuficiente para refletir a probabilidade de tais perdas excepcionais.

Um gerente de risco operacional deve ser capaz de responder à seguinte questão: Quanto de capital econômico (CE) deve ser alocado, por uma instituição financeira, a fim de protegê-la contra uma possível catástrofe operacional? Em geral essa resposta pode ser encontrada procedendo-se a uma análise da distribuição das perdas de valores extremos. Especificamente, da análise das perdas máximas que se encontram na cauda da distribuição de severidade das perdas.

Embora o modelo *LDA*, por si só, não leve em consideração a especificidade da cauda no gráfico da distribuição agregada de perdas, sua estrutura modular possibilita trabalhar com os dados de perdas extremas empregando instrumentos da Teoria do Valor Extremo (*EVT*) para modelar a cauda da distribuição de severidade.³⁷

Quando se faz a análise da cauda da distribuição de severidade, certas distribuições costumam ser eleitas para o ajuste, tais como a LogNormal ou a Pareto, que costumam ser empregadas em cálculo de seguros. Contudo, a Teoria do Valor Extremo (*EVT*) é que tem se apresentado em várias aplicações como ferramenta cuja sólida fundamentação matemática é capaz de fornecer estimativas confiáveis quanto às

³⁶ Foram selecionados dois valores como limítrofe: o primeiro deles considerando os dados de ajuste da GPD com 5% e outro com 10% das perdas.

³⁷ Ver Chapelle (2004), Moscadelli (2004), Aue e Kalkbrener (2006) e Dutta e Perry (2007).

chances de ocorrência de eventos extremos de perda, mesmo que ainda não vistos em períodos passados.

A metodologia envolvida consiste em determinar um evento de pico de perda, que representará o valor limítrofe (u). Utilizando-se todos os eventos de perda cujo valor se posicione acima deste limite é que são estimados os parâmetros da distribuição dos extremos. Esse procedimento deriva de um teorema formulado por Pickands (1975) e Balkema e Haan (1974) que em essência demonstrou que para uma limitada classe de distribuições, os valores das variáveis acima de um determinado valor extremo seguem uma mesma distribuição: a Distribuição de Pareto Generalizada (*GPD*).

Aue e Kalkbrener (2006) também destacam o referido teorema como o mais relevante para a aplicação do *GPD* na análise do risco operacional. Essa distribuição apresenta-se como uma distribuição estável para excessos além de limites. Ou seja, quando em uma representação da distribuição dos excessos $x_i - u$, o valor limítrofe u selecionado é suficientemente alto, os excessos além do limite u são independentes e se distribuem segundo uma *GPD*.

A característica básica de uma distribuição *GPD* é o parâmetro de escala ψ que é função do valor limite u , pré-determinado pelo analista que faz a modelagem. Uma *GPD* é especificada por 3 parâmetros: o parâmetro de localização μ ; o parâmetro de escala ψ e o parâmetro de forma ξ e pode ser representada por³⁸:

$$GPD_{\xi, \mu, \psi}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x - \mu}{\psi}\right)^{-1/\xi} & \text{se } \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left\{-\frac{x - \mu}{\psi}\right\} & \text{se } \xi = 0 \end{cases} \quad (1)$$

onde: $x \geq 0$ se $\xi \geq 0$,
 $0 \leq x \leq -\psi / \xi$ se $\xi < 0$

Considere que $F_x(x)$ seja uma função distribuição de uma variável aleatória x , cujo valor extremo a direita seja dado por x_F , que descreve o comportamento dos dados de perda operacional de determinada célula da matriz *BL/ET*. Que $F_u(y)$ represente a

³⁸ O desenvolvimento detalhado encontra-se em Moscadelli (2004).

distribuição dos excessos $(x-u)$. Logo, a distribuição dos excessos pode ser representada como uma função distribuição condicionada, como:

$$F_u(y) = P(X - u \leq y \mid X > u) = \left(\frac{F_x(x) - F_x(u)}{1 - F_x(u)} \right) \text{ para } y = x - u > 0. \quad (2)$$

O teorema formulado por Pickands (1975) e Balkema e Haan (1974) prediz que o ajuste do parâmetro de forma ζ se estabiliza quando o limite u é suficientemente grande, de tal forma que a distribuição dos excessos $(x - u)$ converge para uma *GPD*. Assim, a distribuição dos excessos $F_u(y)$ converge assintoticamente para a *GPD* na medida em que o valor de pico u se desloca para o valor extremo à direita da distribuição, x_F :

$$\limsup_{u \rightarrow x_F} |F_u(y) - GPD_{\xi, \beta}(y)| = 0 \quad (3)$$

$$1 - \left(1 + \xi \frac{y}{\beta} \right)^{-1/\xi} \quad \text{se } \xi \neq 0$$

$$\text{onde } GPD_{\xi, \beta}(y) = \quad (4)$$

$$1 - \exp\left\{ -\frac{y}{\beta} \right\} \quad \text{se } \xi = 0$$

com: $y = x - u = \text{excesso}$,

$\xi = \text{parâmetro de forma e}$

$\beta = \text{parâmetro de escala}$

onde: $y \in [0, x_F - u]$ se $\xi \geq 0$ e

$$y \in [0, -\beta/\xi] \text{ se } \xi < 0$$

É importante notar que:

(i). Uma das mais importantes propriedades do *GPD* é a estabilidade diante de uma elevação no valor limite u ; e

(ii). O valor limite u deve ser tal que permita existir um número excedente de dados de perda suficientes a realizar a estimação empírica para $F_x(u)$.

Observa-se que, quando o valor limite u tende para o valor extremo x_F , a distribuição dos valores dos excessos (dados cujos valores são maiores que u), $F_u(x)$ converge assintoticamente para uma $GPD_{\xi,u,\beta}(x)$ com o mesmo parâmetro de forma ξ , escala β e localização $\mu = u$.

Assim, após uma série de desenvolvimentos algébricos (ver Moscadelli 2004, cap. 5), $F_x(x)$ pode ser expresso em função dos parâmetros de $GPD_{\xi,u,\beta}(x)$ e do número de observações totais acima do limite (n_u), isto é,

$$F_x(x) = 1 - \frac{n_u}{n} \left[1 + \left(1 + \xi \frac{x - u}{\beta} \right)^{-1/\xi} \right] \quad (5)$$

onde: n é o número total de observações; e

n_u é o número de observações acima do valor limite u .

O resultado encontrado a partir de (5) é definido como o “estimador da cauda” da função distribuição da variável x , $F_x(x)$, válido somente quando $x > u$. É possível demonstrar que esse estimador também é uma distribuição GPD , que é a representação semiparamétrica de $GPD_{\xi,\mu,\psi}$ referente ao conjunto geral de dados, que tem o mesmo parâmetro ξ de forma e os parâmetros de localização e escala iguais a μ e ψ . Essa distribuição foi denominada por Moscadelli (2004) como “ GPD cheia”, por levar em consideração todos os dados na área de cauda.

Os parâmetros da “ GPD cheia” podem ser derivados da $GPD_{\xi,u,\beta}$:

$$\psi = \beta \left(\frac{n_u}{n} \right)^\xi \quad (6)$$

$$\mu = u - \frac{\beta}{\xi} \left[1 - \left(\frac{n_u}{n} \right)^\xi \right]$$

Cabe destacar que o método *Peaks Over Threshold (POT)* considera um valor limítrofe u , ignora o exato momento em que se deu o evento de perda e, em geral, é ajustado pela distribuição GPD ³⁹. Assim, O método *EVT-POT* é implementado em cada

³⁹ Uma boa introdução sobre esse método pode ser encontrada em Medova (2000), Cruz (2002) e Embrechts et al. (2003).

conjunto de dados de perda da matriz *BL/ET*, ajustando-se a distribuição dos excessos (a perda excedente em relação ao valor limite u selecionado) segundo uma $GPD_{\xi,\beta}(y)$.

Em síntese, o trabalho de ajuste a uma *GPD* depende de 3 elementos:

- (i) o valor limite (u), previamente determinado pelo analista;
- (ii) os dados relativos aos excessos, calculados como a diferença entre os dados originais e o valor limite u , ou seja $x - u$; e
- (iii) os parâmetros (ξ e β) estimados a partir dos dados dos excessos, $x - u$.

Logo, um aspecto fundamental para a modelagem de uma *GPD* é a determinação do valor limite u que indica o ponto a partir do qual a cauda da função distribuição se inicia. A escolha deste limite deve ser elevada o bastante para satisfazer a condição teórica (de tender para o ponto extremo direito x_F) e a condição prática (de deixar disponível uma quantidade de dados suficientes para projetar uma boa estimativa).

A literatura apresenta algumas propostas para a determinação do valor desse limite, como em Moscadelli (2004), que inclui um método ‘*bootstrap*’ que produz um valor ótimo sobre certos critérios (ver Danielsson et al., 2000). Contudo, em função de sua simplicidade e maleabilidade, uma das técnicas mais empregadas é a “*Mean Excess Plot*” (*MEP*) que é uma ferramenta gráfica baseada no “*Sample Mean Excess Function*” (*SMEF*), definida por:

$$SMEF_u = \frac{\sum_{i \leq n} x_i - u}{\sum_{i \leq n} i_{\{x_i > u\}}}. \quad (7)$$

ou seja, a soma dos valores dos excessos acima do valor limite u divididos pelo número de pontos de dados que excedem o valor limite u . O *SMEF* é uma estimativa do *Mean Excess Function* (*MEF*) definido como:

$$MEF(u) = E(X - u | X > u). \quad (8)$$

que descreve a expectativa de ocorrência de um valor acima do limite, uma vez que excessos ocorram.

Pode-se demonstrar que se a representação gráfica do *MEP* apresentar uma tendência negativa, isto indica uma insuficiência de dados para o ajuste da cauda da função. Se a representação gráfica apresentar uma linha próxima da horizontal a distribuição dos dados tem características de uma função exponencial e, quando o

gráfico apresenta uma linha reta positivamente inclinada acima do valor limítrofe u os dados *plotados* seguem uma distribuição *GPD* com parâmetro de forma ζ positivo na área da cauda, acima de u (ver Embrechts *et al.*, 1997).

Ao aplicar-se o *MEP* às células da matriz *BL/ET*, o objetivo passa a ser o de detectar uma parte reta (não curva) ou mesmo uma mudança na inclinação da curva do gráfico, acima de certo valor limite. A identificação deste ponto determina o ponto a partir do qual tem início a cauda o que permite ajustar a distribuição *GPD* aos dados dos excessos.

Uma aplicação do método *EVT-POT* pode ser vista em Moscadelli (2004). O artigo compara os resultados encontrados ao empregar as distribuições atuariais convencionais e os modelos desenvolvidos a partir da Teoria do Valor Extremo para o cálculo do Capital Econômico. Para tanto, o autor utiliza uma amostra de dados representados pelos mais elevados *percentiles* dentro de um conjunto de dados extraído do *Loss Data Collection Exercise LDCE (2002)*. Os dados originais foram agrupados em uma matriz *BL/ET* de onde foi possível extrair, como uma das conclusões da pesquisa, que o modelo EVT representado pelo POT explica de forma satisfatória o comportamento dos dados de risco operacional na área da cauda da distribuição de severidade.

Ressalte-se que a aplicação do EVT para o cálculo do risco operacional não pode ser feita de maneira direta, pois apresenta algumas dificuldades para sua implementação. Por exemplo, dependendo do conjunto de dados da amostra utilizado na pesquisa, o método pode chegar a diferentes conclusões (ver Neslehová *et al.* (2006) e Mignola and Ugocioni (2005)).

Embrechts *et al.*(1997) alerta aos adeptos da Teoria do Valor Extremo que essa teoria foi desenvolvida para estimar eventos extremos em condições muito específicas. Se tais condições não forem satisfeitas a teoria poderá levar a estimativas irreais com relação à probabilidade de ocorrência dos valores extremos. Além disso, ainda que as condições sejam satisfeitas a aproximação feita pelo POT é apropriada apenas para valores de *threshold* suficientemente altos, o que vai depender do processo de geração da função de distribuição dos dados. (Dutta e Perry, 2007).

Aue e Kalkbrener (2006), ao implementarem o método *EVT-POT* para todos os dados de perda superiores a \$50 mil, não observaram a estabilização do parâmetro de forma para valores elevados de u . Contudo, não atribuíram esse fato a uma contradição do *EVT*, mas a uma falha ou escassez no conjunto de dados de perda e, apesar disso,

concluíram que o *EVT-POT* é o método mais confiável para modelar a cauda das distribuições de severidade. Outras distribuições como a lognormal e a Weibull quando empregadas para modelar a extremidade da cauda da distribuição de severidade não obtiveram a mesma qualidade de ajuste e se mostraram instáveis quando implementadas pequenas variações na quantidade ou valor dos dados de perda.

Por fim, faz-se necessário submeter o modelo aos testes de validação que comprovam se a distribuição selecionada para representar os dados sob análise obteve um bom ajuste (*goodness of fit*). A literatura apresenta, entre os mais utilizados: (i) Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS); (ii) Teste de Anderson-Darling (AD); (iii) Teste do Qui-quadrado e (iv) Quantile-Quantile Plot (QQ-Plot). Os três primeiros testes são testes formais que verificam as diferenças de ajuste que existe entre a distribuição real e a ajustada⁴⁰. A estatística de menor valor, em cada um dos testes, identifica a distribuição de melhor ajuste e, parece haver consenso em que o teste A-D tem maior potência e é mais sensível aos dados da cauda da distribuição (Dutta e Perry, 2007). O Teste QQ-Plot é um teste gráfico, de análise visual, em que as observações são classificadas em ordem decrescente. Um bom modelo apresenta os pontos bem próximos com um desenho que se aproxima de uma linha reta.

3.2.4. Cálculo do Capital Econômico

O capital econômico (CE) é uma medida que retrata, com alto grau de precisão, a quantidade de capital necessária a absorver perdas inesperadas de um banco. O grau de precisão está relacionado com o nível de tolerância ao risco inerente a cada instituição financeira e suas respectivas especificidades. O que parece ser uma regra prática no mercado bancário é fazer a escolha do nível de tolerância associado ao *rating* da instituição. Essa regra acaba por ser traduzida em uma definição para o CE baseado no *Value-at-Risk* (VaR)⁴¹, definido como um *quantile* específico na distribuição dos dados de perdas. Um bom exemplo disso encontra-se no cálculo do CE do DB, Aue e Kalkbrener (2006), determinado pelo *Value-at-Risk* ao nível de confiança de 99,98% associado ao *rating* perseguido pelo banco que é AA+.

Recentemente foram desenvolvidas algumas técnicas matemáticas capazes de efetuar a medição e alocação do capital para cobertura de riscos em instituições

⁴⁰ Suas formulação, valores críticos e níveis de significância encontram-se detalhados no anexo B.3.

⁴¹ Jorion (2003, p.96), define o VaR : "... sintetiza a maior (ou pior) perda esperada dentro de determinado período de tempo e intervalo de confiança".

financeiras. Uma importante contribuição nesse sentido foi dada pela formalização das propriedades das medidas de risco feita por Artzner *et al.* (1999).

O Novo Acordo de Basiléia definiu as seguintes variáveis quantitativas associadas ao cálculo do VaR:

- (i) Perda Esperada (PE) – É o valor médio da distribuição de perdas agregada. Característica inerente à especificidade de cada instituição financeira, cuja cobertura deve ser feita por meio de provisões;
- (ii) Perda Não Esperada (PNE) – É a diferença entre o VaR e a PE. Representa a parcela de incerteza existente no negócio, cuja cobertura deve ser feita por meio de alocação de capital;
- (iii) Nível de Confiança (α) – Atualmente em 99,9% e seu complementar indica a probabilidade da perda ser superior que o VaR calculado para um período pré determinado (horizonte de previsão); e
- (iv) Horizonte de Previsão – Segundo o Novo Acordo compreende o período de cálculo do VaR, equivalente a 1 ano.

Para obter-se o valor do capital econômico (CE) as instituições financeiras que adotarem o AMA deverão calcular o VaR Operacional referente a um período de um ano e deverão admitir um nível de confiança igual ou superior ao 99,9º percentil da função de distribuição agregada das perdas. O cálculo do VaROperacional deverá ser feito ao longo de todas as linhas de negócios em que instituição tiver atuação e o somatório dos valores encontrados irá corresponder à parcela do Capital Econômico relativo ao risco operacional, neste embutido o valor das perdas esperadas (PE- “*expected shortfall*”⁴²).

O cálculo do VaR Operacional está baseado em processos estocásticos discretos em vez de contínuos. É desenvolvido a partir da agregação de dois processos: a distribuição da frequência e da severidade das perdas. A agregação das funções de distribuição de frequência e severidade das perdas é feita por meio de uma Simulação de Monte Carlo (SMC)⁴³ e, a distribuição de perdas agregada resultante, permite a

⁴² Conceito derivado de propriedades desenvolvidas em Artzner *et al.* (1999), comumente empregado na Teoria do Valor Extremo (EVT). Sobre *Expected Shortfall* ver Rockafellar e Uryasev (2000) e Acerbi e Tasche (2002).

⁴³ A SMC é um método matemático que emprega números para resolver problemas que não têm uma solução analítica. Fundamenta-se no Teorema do Limite Central que postula que o valor médio de uma sequência de variáveis aleatórias converge para sua média na medida em que o número de variáveis se amplia.

estimação de perdas operacionais futuras, porém, costumam envolver as perdas esperadas (PE).

Assim, apesar de a perda esperada associada ao VaR excedente ser uma medida de risco “coerente” deverá ser deduzida do valor calculado para o capital econômico operacional (CE_{RO}). Logo, a exigência de capital para cobertura do risco operacional pode ser expressa por:

$$CE_{RO} = \sum_{i=1}^n VaR_{\alpha}^i - PE \quad (9)$$

onde i representa a célula da matriz BL/ET em nível agregado das perdas e VaR_{α} o Value at Risk associado, ao nível de confiança α (Aue e Kalkbrener, 2006).

O procedimento padrão para o cálculo do risco de crédito e operacional consiste em especificar o CE como o VaR deduzido das Perdas Esperadas (PE), já que as PE devem ser tratadas como provisão por parte da instituição. Em risco de crédito as perdas esperadas são representadas pela média do *portfolio* da distribuição de perdas. Contudo, se a mesma definição for aplicada ao risco operacional, as perdas esperadas irão exceder de forma significativa a perda anual de um ano típico da instituição. Logo, novas definições foram testadas para definir as perdas esperadas, entre as quais, a de mudar de média para a mediana da distribuição de perdas agregadas⁴⁴, ou, como o produto do valor da severidade pela frequência esperadas (Moscadeli, 2004).

No *DB* a opinião de especialistas do banco foi utilizada para transformar estimativas baseadas em dados internos de perda históricos, em previsões no horizonte de um ano relativo às perdas esperadas. Por fim, a alocação do capital de risco pelas células da matriz BL/ET é feita com base na contribuição de cada célula na formação da cauda na distribuição de perdas agregadas.

A seguir, a tabela 2 sintetiza os principais resultados encontrados nos diferentes artigos e trabalhos de pesquisa mencionados nesta seção.

⁴⁴ Ver Kaiser e Kriele (2006) para aproximações do cálculo da estimação das perdas esperadas.

Tabela 2
Literatura do Loss Distribution Approach

MODELO	FONTE DOS DADOS (IF)	CATEGORIA (BL/ET)	PERÍODO	FREQUÊNCIA (F) Funções Testadas	SEVERIDADE (S) Funções Testadas	RESULTADOS (Melhor Ajuste)
Guimarães (2003)	Banco ABN-Amro 41.368 dados de perda	BL = BV ET = NI	2 anos	P	LN; G; W	F= P S= W
Chapelle <i>et al.</i> (2004)	3000 dados de perda de uma IF NI	BL = BV ET = C,P,BP	3 anos	P e BN	SCo = LN; G; W SCa = GPD	F= P SCo = LN SCa = GPD
De Fontnouvelle <i>et al.</i> (2004)	6 bancos NI do 2002 LDCE – QIS II 47.269 dados de 89 bancos	BL = 4 ET = 5	1 ano (2001)	P e BN	S = Pa;LN; EMP SCo=LN; G; W; E SCa=LG;P;Bu;LL;GPD	Indefinido *
Moscadelli (2004)	2002 LDCE – QIS II 47.269 dados de 89 bancos	BL = 8 ET = 7	1 ano (2001)	P e BN	W, G, GB, E, LN	F= P SCo= LN SCa = GPD
Teixeira (2005)	783 dados Arbitrados pelo autor	BL = C ET = C	3 anos	P, B e BN	W, E, P e LN	F = P S= LN
Casagrande (2006)	681.450 dados de perda por multas aplicadas pelo BACEN a 90 IF NI	BL = 8 ET = E/PA	2 anos e 7 meses	P, EMP, BN	NT	F = EMP NT
Embrechts <i>et al.</i> (2006)	2002 LDCE – QIS II Extraídos do artigo de Moscadelli (2004)	BL = 8 ET = C	1 ano	NT	NT	SCa = GPD
Aue e Kalkenbrener (2006)	<i>Deutsche Bank</i>	BL = 8 ET = 5	5 anos	P, B e BN	SCo = LN; LG; W SCa = GPD	F= P SCo= SCa = GPD
De Fontnouvelle <i>et al.</i> (2006)	2002 LDCE SAS's OpRisk Fitch Risk	BL = 8 ET = 7	1 ano	P	SCa = GPD e E	F = P SCa = E
Dutta e Perry (2007)	2004 LDCE 7 IF NI	BL = 8 ET = 7	6 anos	P e BN	SCo = E; LN; G; W e LL, ,G e H SCa = GB2; GPD: e G e H, EVT 5 e 10%	F= P S = G e H

Legenda:

IF – Instituição Financeira

BL- Linha de Negócio

ET- Tipo de Evento

NI – Não Informado

NT – Não Testado

C,P,BP – Clientes, Produtos e Práticas de Negócios

FE = Fraudes Externas

E/PA = Execuções/Processos Administrativos

C – Consolidados todos os ET

* - Os resultados variaram em função do tipo do evento de perda

Funções de distribuição de Frequência:

P – Poisson

B – Binominal

BN- Binominal Negativa

EMP - empírica

Funções de distribuição de Severidade Corpo (SCo) – Caudas Leves

Pa - Pareto

LN – Log Normal Truncada

E – Exponencial

G – Gama

GB - Gumbel

W – Weibull

GI – Gaussiana Inversa

Funções de distribuição de Severidade Cauda (SCa) – Caudas Pesadas

Bu – Burr

LL – Log Logistic

LG – Log Gama

GPD– Poisson Generalizada

GB2 - *Generalized Beta Distribution of Second Kind*

GeH

4. Uma Aplicação Numérica para o Cálculo do CE

Esta seção apresenta uma análise das perdas por roubos a agências bancárias feita com base em dados relativos ao estado de Minas Gerais. Foram empregados os registros de 354 eventos de perda, desse tipo de risco classificado na categoria “fraude externa”, catalogados pelo sindicato dos bancos do estado de Minas Gerais⁴⁵. Esses dados foram divulgados pela mídia local, no período de janeiro de 1999 a dezembro de 2005 e foram agregados mensalmente conforme tabela 3. Participaram da pesquisa todos os 50 maiores bancos avaliados por seus ativos totais (BCB 2006 a).

Tabela 3
Perdas relacionadas a roubo de agências bancárias. Em R\$

MÊS/ANO	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Janeiro	240.000	122.399	82.688	111.710	80.738	42.800	89.851
Fevereiro	216.628	506.860	227.000	154.400	98.000	20.000	542.522
Março	638.190	749.000	637.647	241.500	-	100.000	75.000
Abril	1.371.181	396.800	20.370	258.500	80.500	217.000	1.000
Mai	139.553	36.061	162.837	149.000	144.500	15.481	30.000
Junho	288.138	405.223	1.028.445	-	131.000	534.700	-
Julho	417.300	593.400	21.000	29.000	25.000	12.500	292.000
Agosto	408.410	1.009.290	262.862	169.500	5.000	226.000	173.000
Setembro	150.253	376.121	69.584	51.602	171.000	154.700	88.500
Outubro	354.201	75.724	239.684	26.100	123.000	-	91.000
Novembro	486.000	406.471	332.660	15.514	11.000	300.000	20.000
Dezembro	205.000	417.363	178.050	11.000	60.200	237.000	-
TOTAL	4.914.855	5.094.711	3.262.827	1.217.826	929.938	1.860.181	1.402.873

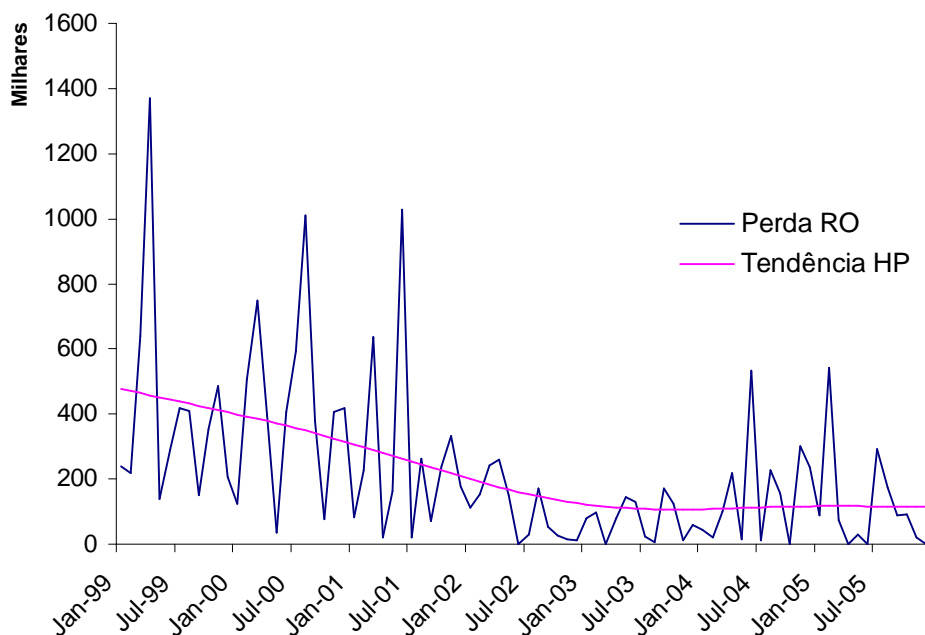
Fonte: CRMS - Centro de Referência e Memória Sindical - Sindicato dos Bancários de BH e região

A análise dos dados apresentados na tabela 3 indica uma tendência de queda nos valores de perda por roubos às agências bancárias que participaram da pesquisa conforme pode ser observado na figura 5. Essa tendência pode estar relacionada à publicação do “*Sound practices for the management and supervision of operational risk*”, BIS (2003), que indicou à necessidade de apropriação e registro dos dados de perda para a serem empregados em futuro cálculo do capital econômico, quando a

⁴⁵ Disponível em <http://extranet.bancariosbh.org.br>

metodologia empregada for o AMA. Ou, relacionada com sucessivos aportes financeiros por parte da indústria bancária em investimentos na prevenção e seguros contra essa categoria de perda. Nesse sentido, recente pesquisa elaborada pela Febraban⁴⁶ indicou que existem no Brasil mais de 17.500 agências bancárias e que o investimento total do sistema bancário na segurança física desses pontos de atendimento dobrou para R\$ 6 bilhões em 2006 em relação a 2003.

Figura 5
*Tendência das perdas, agregadas em nível mensal.*⁴⁷



Para atender a finalidade deste exercício numérico optou-se por não utilizar os dados de perda distribuídos segundo as instituições que participaram da pesquisa com o objetivo de alcançar um maior número de dados na elaboração dos testes de ajuste empregados. As informações ligadas à perda por roubos das agências bancárias podem sinalizar uma maior ou menor importância dada pelos administradores da instituição aos investimentos em segurança das agências. Assim, considera-se que, sempre que possível, as informações quanto a ocorrências dessa categoria de roubo não sejam divulgadas para a mídia e, desta forma, não sejam repassadas ao mercado. Por isso, adotou-se como uma aproximação, que a totalidade das perdas mensais por roubo nas agências bancárias do Estado de Minas Gerais, que foram divulgadas pela mídia local, representa a perda provável de uma única instituição bancária de grande porte (que se convencionou chamar de Banco BFC). Esse banco fictício tem como característica

⁴⁶ Ver http://www.febraban.org.br/seguranca_site/seg_investimento_seguranca_2007.asp

⁴⁷ Foi utilizado o filtro Hodrick – Prescott, na elaboração da curva de tendência.

básica um capital social e volume de ativos compatível com um padrão médio entre aquelas IF que fizeram parte da amostra pesquisada relativos ao ano de 2006⁴⁸.

A partir dessas premissas, o exercício desenvolvido ao longo desta seção irá estimar o capital econômico (CE) dessa instituição fictícia na forma da equação (9), vide capítulo 3. A seção 4.1 apresenta um modelo alternativo para o cálculo das perdas esperadas utilizando-se Cadeias de Markov. Destarte, é feito o cálculo do Var Operacional utilizando-se a metodologia do *LDA*.

4.1. Cálculo das perdas esperadas segundo um modelo que utiliza cadeias de Markov

O procedimento padrão para o cálculo do risco de crédito e operacional consiste em especificar o CE como o *VaR Operacional*, que é o valor máximo de perda provável para um único evento, de nível extremo, de risco operacional deduzido da Perda Esperada (PE), já que as perdas esperadas devem ser tratadas como provisão por parte das instituições financeiras. Esta seção apresenta um modelo alternativo ao cálculo da perda esperada comumente feita por meio da média, mediana da distribuição de perdas agregadas, ou, como o produto do valor da severidade pela frequência esperadas vista em Moscadeli (2004).

4.1.1. Apresentação do Modelo

Com o propósito de estimar as perdas esperadas utilizando-se as cadeias de Markov inicialmente foi feita a consolidação mensal dos dados de perda, referentes ao período compreendido entre janeiro de 1999 e dezembro de 2005 (vide tabela 1). Contudo, pode-se notar uma maior concentração de eventos de perda entre os anos de 1999 e 2001. Esses valores poderiam contaminar os dados em estudo e causar um viés desfavorável à análise em questão, ao elevar o valor da média das perdas, descaracterizando a tendência de queda relativa aos valores da amostra. Por isso, sem comprometimento do modelo, os dados relativos aos anos de 1999 a 2001 foram expurgados e procedeu-se à análise considerando-se apenas as perdas relativas aos anos de 2002 a 2005.

⁴⁸ Os dados relativos à média dos ativos e do patrimônio líquido das IF analisadas encontram-se detalhados na tabela 19 do Anexo A.

Ademais, os valores foram classificados em quatro categorias de estados distintos, a fim de extrair-se a matriz transição de Markov. Essa matriz reproduz o valor da perda, proveniente dos roubos nas agências do banco BFC, apropriados mensalmente em reais (R\$) segundo as condições abaixo discriminadas:

- i) perda em valor menor ou igual a 100.000,00 (estado 1= E_1);
- ii) perda em valor maior que 100.000,00 e menor ou igual a 200.000,00 (E_2);
- iii) perda em valor maior que 200.000,00 e menor ou igual a 300.000,00 (E_3);
- iv) perda em valor maior que 300.000,00 (E_4);

Para elaborar a matriz de transição, considerou-se $P_{i,j}$ como a probabilidade de ocorrência de um estado i (período n), depois da ocorrência de um estado j (período $n-1$). Assim, as probabilidades foram representadas por:

$$P_{i,j} = \frac{E_i}{E_j}, \text{ onde} \quad (10)$$

E_i é o número de ocorrências do estado i , depois da ocorrência do estado j ; e

E_j é o número total de ocorrências do estado j , no período em análise.

Considerando-se os quatro estados, conforme descrito acima, a matriz de transição toma o seguinte formato:

$$P_{4 \times 4} = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & P_{1,3} & P_{1,4} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & P_{2,3} & P_{2,4} \\ P_{3,1} & P_{3,2} & P_{3,3} & P_{3,4} \\ P_{4,1} & P_{4,2} & P_{4,3} & P_{4,4} \end{bmatrix}.$$

Depois de calcular a matriz transição procedeu-se a definição da matriz estado, referente ao ano imediatamente anterior àquele que se deseja fazer a previsão ($E_{i,1}$). No presente modelo, a matriz estado representa a probabilidade de ocorrência do estado i nos doze meses do ano anterior ao que está sendo analisado. Assim, a função da matriz estado é:

$$E_{i,1} = \frac{E_i}{12}, \quad (11)$$

onde E_i representa o número de ocorrências do estado i no ano anterior ao de análise; e 12 o número de meses do ano.

Ao se considerar os quatro estados descritos, a matriz estado toma o seguinte formato:

$$E_{4 \times 1} = \begin{bmatrix} E_{1,1} \\ E_{2,1} \\ E_{3,1} \\ E_{4,1} \end{bmatrix}$$

Ao multiplicar-se a matriz transição ($P_{i,j}$) pela matriz estado do ano anterior ao de análise ($E_{i,1}$) e por 12 (número de meses do ano) obtém-se a matriz estado do ano em previsão ($E^1_{i,1}$). Essa “nova” matriz estado representa as probabilidades de ocorrência de cada estado i no ano analisado. Assim, ao considerar os quatro estados em questão, a matriz estado do ano que se deseja estimar tem o seguinte formato:

$$P_{4 \times 4} \times E_{4 \times 1} \times 12 = \begin{bmatrix} E^1_{1,1} \\ E^1_{2,1} \\ E^1_{3,1} \\ E^1_{4,1} \end{bmatrix}.$$

Com o objetivo de aproximar o modelo da realidade foram extraídas as médias aritméticas das perdas por roubo (PM) em cada estado i :

$$PM_i = \frac{\sum P_i}{NP_i}. \quad (12)$$

Onde: $\sum P_i$ representa o somatório das perdas do estado i ; e

NP_i representa o número de perdas no estado i .

Em seguida extraiu-se o produto da perda média (PM_i) pelo fator corresponde a cada estado i da matriz estado prevista ($E^1_{i,1}$). O resultado é a perda prevista (P^*) para cada estado i . O somatório dessas perdas produz a perda total prevista para o ano que pretende estimar (PT^*).

$$P^* = PM_i \times E^1_{i,1}, \quad (13)$$

$$\sum P^* = PT^*. \quad (14)$$

Processo análogo seguiu-se para o cálculo da frequência esperada (FT)⁴⁹ que possibilitou fosse estimado o valor de uma única perda esperada (PE) no ano de 2006 que é utilizada para o cálculo do capital econômico ao final desta seção. Assim, o valor da perda esperada média é dada por:

$$PE = PT / FT \quad (15)$$

Ou seja, o valor do total da perda esperada para o ano de 2006 dividido pelo número de eventos de perda esperado para o mesmo ano.

4.1.2- Análise empírica dos dados

Com o propósito de testar a robustez do modelo, foi realizada a previsão do ano de 2005, para visualizar sua aderência aos resultados reais apresentados na Tabela 3. Os dados utilizados nessa análise compreenderam o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2004. Aplicando a metodologia apresentada na seção 4.1.1, os resultados do teste em questão são apresentados na Tabela 4⁵⁰.

Tabela 4
Perda Esperada para 2005 (em R\$)

Estado	Média Aritmética da perda	Perda Esperada
E1	34.221,75	232.327,66
E2	145.423,33	373.253,22
E3	246.666,67	578.296,30
E4	534.700,00	160.410,00
Total		1.344.287,18

Os resultados encontrados na tabela 4 demonstram a capacidade de previsão do modelo. Quando comparado com a real perda ocorrida em 2005 (tabela 3), que foi de R\$ 1.402.873,00, a perda de R\$ 1.344.287,18 prevista pelo modelo representa uma boa aproximação da realidade. Apresentando uma diferença em torno de 4,36% entre os dois valores. Esses resultados demonstram a robustez do modelo implementado.

Utilizando-se o mesmo procedimento para realizar a previsão para o ano de 2006, foram encontrados os valores de perda apresentados na tabela 5. Os dados

⁴⁹ O desenvolvimento do cálculo de FT encontra-se detalhado no apêndice A.6

⁵⁰ O Apêndice A.2 apresenta a matriz transição e as matrizes estado necessárias à realização da previsão das perdas relativas ao ano de 2005.

utilizados na análise compreenderam o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005⁵¹.

Tabela 5
Perda esperada para 2006(em R\$)

Estado	Média Aritmética da perda	Perda Esperada
E1	37.234,00	301.320,27
E2	148.181,00	245.922,06
E3	253.142,86	411.887,12
E4	538.611,00	334.310,28
Total		1.293.439,73

Comparando-se o resultado de 2006 (R\$ 1.293.439,73) com o resultado real de 2005 (R\$ 1.402.873,00), percebe-se uma queda de 7,8% confirmando a tendência de queda das perdas por roubo a agências bancárias apresentada na tabela 3.⁵²

Os dados de frequência da ocorrência de perdas foram classificados em quatro categorias de estados a fim de extrair-se a matriz transição de Markov. Esta matriz reproduz a frequência dos eventos de perda, proveniente de roubos nas agências do banco BFC, apropriados mensalmente, em unidades, segundo as condições abaixo discriminadas:

- v) frequência de ocorrência de eventos de perda no mês, inferior a 1 (estado 1= *e1*);
- vi) frequência de ocorrência de eventos de perda no mês, inferior a 2 (*e2*);
- vii) frequência de ocorrência de eventos de perda no mês, inferior a 3 (*e3*);
- viii) frequência de ocorrência de eventos de perda no mês, superior a 3 (*e4*);

O cálculo da frequência esperada (*FT*) foi feito de forma análoga ao do cálculo da perda esperada e encontra-se detalhado no apêndice B.6. Os dados utilizados nessa análise compreenderam o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005. Aplicando a metodologia apresentada na seção 4.1.1, os resultados do teste em questão são apresentados na tabela 6⁵³.

⁵¹ O Apêndice A.3 apresenta a matriz transição e as matrizes estado necessárias à realização da previsão das perdas relativas ao ano de 2006.

⁵² Em que pese o fato de que apenas o ano de 2006 interessa ao escopo desse exercício, os apêndices A.4 e A.5 apresentam as matrizes transição e estado necessárias a realização da previsão dos anos de 2007 e 2008. Ademais, é testada a tendência de estabilização dos valores de perda em se mantendo as atuais condições gerais da economia e política de seguro das agências bancárias.

⁵³ O Apêndice A.2 apresenta a matriz transição e as matrizes estado necessárias à realização da previsão do ano de 2005.

Tabela 6
Frequência de perdas esperada para 2006

Estado	Média Aritmética das frequências	Frequência Esperada
e1	0,50	2,15
e2	1,50	4,80
e3	2,50	4,01
e4	4,77	13,79
Total		24,75

Assim, o valor da perda esperada para o ano de 2006 será extraído da equação (15) e dado por:

$$PE = PT / FT = 1.293.439,73/24,75 = 52.265,76 \quad (16)$$

Resta observar a robustez do modelo proposto, haja vista, que o valor encontrado guarda boa aproximação com a média dos dados de perda entre os anos de 2002 e 2005, que foi de R\$ 44.717,50. Por outro lado, a mediana das perdas no mesmo período não se mostrou um dado eficaz, pois ficou bem abaixo deste valor (R\$ 20.000,00). Para efeito desse estudo será mantido o valor encontrado no modelo proposto nesta seção na equação (16).

4.2. A Estimativa do CE Segundo a Metodologia do LDA

A aplicação numérica proposta nesse estudo envolve a totalidade dos dados da amostra descrita na tabela 3, que representa uma das células da matriz *BL/ET* (linha de negócio/evento de risco) de uma instituição financeira (IF) fictícia, o banco BFC. Considerou-se a totalidade dos dados de perda ao longo dos anos de 1999 a 2005 com o objetivo de buscar um melhor ajuste da função dos dados de severidade das perdas. Cabe ressaltar que, como o cálculo do Var Operacional envolve a ocorrência de um evento de perda inesperado, que possivelmente nunca foi registrado no banco de dados da IF, ao contrário da estratégia utilizada na seção anterior, não há justificativa para expurgar-se os dados dos elevados valores e frequências de perda registrados entre 1999 e 2001.

Assim, os dados de perda apresentados na tabela 3 integram a célula correspondente a “Banco de Varejo/Fraudes Externas” do Banco BFC. Cabe lembrar que, caso todos os dados de perda do BFC estivessem disponíveis, o primeiro

procedimento deveria ser o de classificar as perdas por linha de negócios, respeitando-se as especificidades da IF e, dentro destas, classificá-las por tipo de eventos de risco respeitando-se as características de cada categoria de risco.

A tabela 7 apresenta uma estatística básica dos dados de perda que fazem parte desse exercício numérico. A análise da tabela permite destacar algumas características específicas dos dados, como a assimetria e a curtose.

Tabela 7
Estatísticas dos dados de frequência e severidade

	Frequência	Severidade
Mínimo	0,00	370,00
Máximo	14,00	800.000,00
Média	4,21	53.103
Moda	2,00	Não se aplica
Mediana	3,50	20.000
Desvio Padrão	3,19	91.843
Variância	10,03	8.411.227.680
Assimetria	0,91	4
Curtose	3,14	24
Nº de Observações	84	354
Somatório	84	18.798.348,40

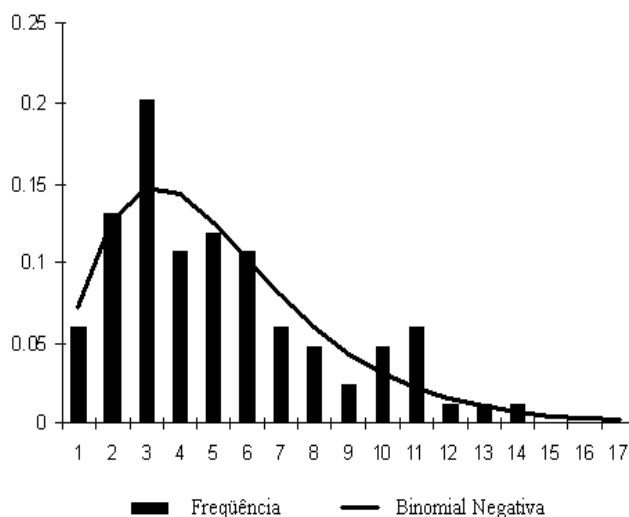
Os resultados encontrados, ao serem comparados com o perfil de assimetria e curtose de algumas das distribuições características que serão testadas, conforme tabela 7, fornecem uma primeira aproximação quanto àquelas possíveis candidatas a funções de melhor ajuste. Assim, o fato de a distribuição de frequência dos dados apresentar uma variância superior ao valor da média fornece indícios de que a distribuição de Poisson e a Binomial não sejam boas candidatas para melhor ajuste e, o valor da assimetria diferente de zero descarta a possibilidade do ajuste ser feito por uma distribuição normal. Outro fator relevante a ser observado é que, um alto valor no 4º momento (curtose) indica distribuições com caudas pesadas. Assim, o resultado da curtose (24) encontrado com os dados de severidade, sugere a existência de uma cauda pesada, a direita, como a função de melhor ajuste desses dados.

A seleção da função com melhor ajuste para distribuição de frequência dos dados de perda⁵⁴ foi feita, entre outras, para as distribuições de Poisson, Binomial Negativa e Geométrica. A distribuição que melhor se ajustou foi a Binomial Negativa

⁵⁴ Seleção feita com uso do software de ferramental matemático apropriado para a simulação de ajuste (*Goodness of Fit Test*) das funções de distribuição de perdas, Best Fit versão 4.5.

(vide figura 6), com parâmetros $s = 3$ (parâmetro discreto) e $p = 0,4158$ (parâmetro contínuo).

Figura 6
Gráfico do melhor ajuste da frequência das perdas:
Função Binomial Negativa



O teste de qualidade de ajuste (aderência) empregado para a distribuição de frequência é o teste Qui-Quadrado (χ^2). O teste χ^2 compara o resultado encontrado com o resultado estimado pela diferença entre os dois valores. A hipótese nula é rejeitada se χ^2 calculado for maior que o χ^2 tabelado, com $d=k-1$ graus de liberdade. Os resultados encontrados podem ser observados na tabela 8 e comprovam que a função Binomial Negativa ofereceu o melhor ajuste aos dados de frequência das perdas, nesse exercício, uma vez que o teste rejeitou a hipótese nula para as funções de Poisson e Geométrica.

Tabela 8
Teste Qui-Quadrado para a distribuição de frequência

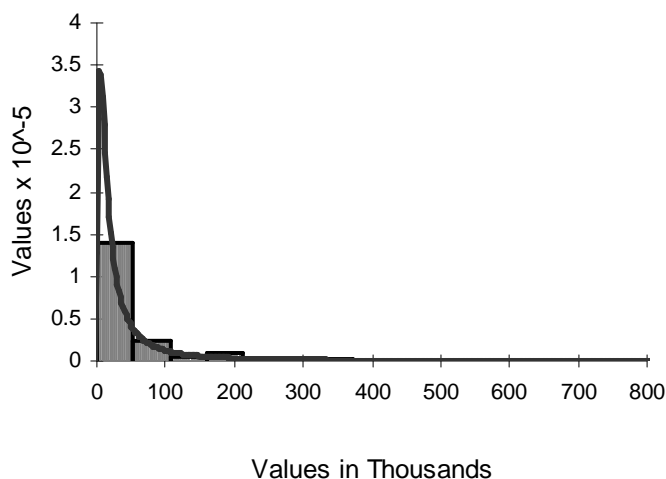
	Binomial Negativa	Poisson	Geométrica
χ^2	4,4	19,89	26,8
P Value	0,7327	0,0058	6,2341E-05
Valor Crítico 50%	6,3458	6,3458	4,3515
Valor Crítico 25%	9,0371	9,0371	6,6257
Valor Crítico 15%	10,7479	10,7479	8,1152

A seguir, foi feita a seleção da função de distribuição de melhor ajuste para os dados de severidade das perdas. A literatura apresenta diferentes maneiras de tratar a análise dos dados de severidade das perdas, algumas das quais foram explicitadas na seção 3.2.2. Além de apresentar o melhor ajuste dos dados de severidade da perda, considerando-se todos os dados levantados (vide tabela 9 e figura 7). Ademais, os dados serão classificados entre os de perda dita “normais” e aqueles ditos de perda ‘extrema’, conforme nomenclatura utilizada em Chapelle *et al.* (2004). Admitir-se-á que os dados de perda “extrema”, que compõem a cauda da função, distribuem-se segundo uma GPD (Distribuição Pareto Generalizada).

Tabela 9
Estatísticas para a severidade das perdas totais

Distribuição	Gauss Invertida	Log Normal	Pearson 5
Parâmetro 1	54.896,74	57.855,73	1,083
Parâmetro 2	16.457,68	153.439,78	17.338,799
χ^2	23,960	34,800	42,210
KS	0,035	0,044	0,043
AD	0,351	0,416	0,831

Figura 7
*Gráfico de Ajuste da Severidade das Perdas:
Função Gauss Invertida*



De acordo com a literatura essa metodologia empregada na escolha do valor (u) que serve como dado de corte para distinguir as duas categorias de perdas (normais e extremas) influi de forma direta no cálculo do valor do capital econômico (CE) da instituição financeira (ver Chapelle 2004, e Dutta e Perry 2007). Por isso, a fim de avaliar o impacto dessa escolha no cálculo do CE, a seleção do melhor ajuste para os

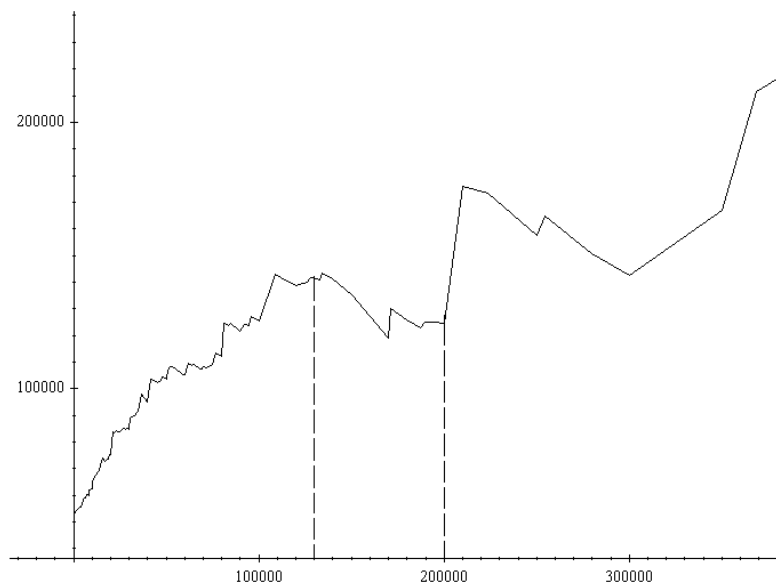
dados de severidade das perdas também é feita por meio do *EVT- POT*, selecionando-se o valor limítrofe (u) entre três possíveis candidatos: (i) o 90º percentil; (ii) o 95º percentil; e (iii) o valor calculado por meio do cálculo do *Mean Excess Plot* (MEP), segundo metodologia proposta em Chapelle *et al.* (2004). Esse modelo considera o valor de corte (u) como o de menor estatística Cramer Von Mises (CVM)⁵⁵. Além disso, as opções (i) e (ii) foram empregadas em pesquisas recentes como as de Fournouelle *et al.* (2006) e Dutta e Perry (2007).

Isto posto, na figura 8 pode-se observar o gráfico do *Mean Excess Plot* (MEP) aplicado à célula “Banco de Varejo/Fraudes Externas” do banco BFC. Esse gráfico representa a função $\{(X_{k,n}, e_n(X_{k,n})) : k = 1, \dots, n\}$ em que e_n é a função média empírica dos excessos, ou esperança dos excessos, cuja expressão matemática associada é:

$$e_n(u) = \frac{1}{n_u} \sum_{i=1}^{n_u} (X_i - u), \quad u \geq 0. \quad (16)$$

onde u é o valor de corte (*threshold*) e X_i 's são as n_u observações em que $X_i > u$.

Figura 8
Gráfico do *Mean Excess Plot*



O MEP pode ser representado por uma linha aproximadamente retilínea, com inclinação igual a $\xi/(1-\xi)$. Assim, de posse desse gráfico, é possível identificar uma significativa mudança na inclinação da reta em algum ponto aqueles valores de perda

⁵⁵ $W^2 = \sum |F(x) - F_n(x)|^2 + \frac{1}{12n}$, onde n = número de dados e $F(x)$ = distribuição acumulada ajustada.

mais elevados. No exercício em questão, isso pode ser notado entre os valores R\$ 130 mil e R\$ 200 mil.

O critério de seleção para o valor de corte u , referente aos dados de perda nesse exercício encontra-se detalhado na tabela 10. A tabela apresenta os diversos candidatos testados para ocupar a posição de u , além dos parâmetros de escala β e forma ξ correspondentes, para a distribuição dos dados de perda da cauda da função. Para atender a proposta do modelo foi considerado que os dados da cauda da função se comportam segundo uma GPD. A estatística de avaliação do melhor ajuste, Cramer-von Mises (CVM), também encontra-se calculada para cada candidato.⁵⁶ A última coluna indica o percentual dos dados relativo aos valores extremos de perda (%), que estão relacionados às perdas superiores ao valor de cada candidato a valor de corte (u) selecionado. Na coluna n apresenta o número de eventos de perda que excedem ao valor de corte (u).

Tabela 10
Seleção do valor de Threshold “u”

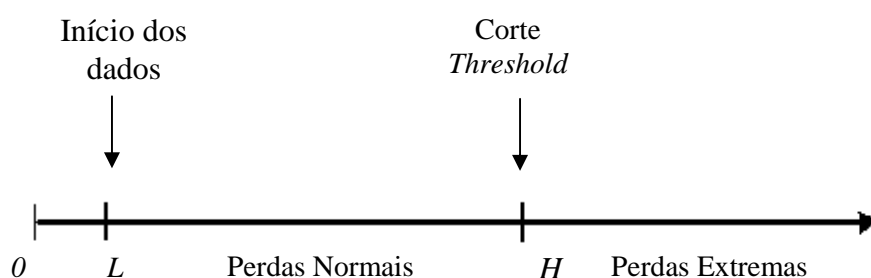
u	n	Parâmetros		CVM	%
		β	ξ		
130.000,00	36	31.893,8	1,592	1,565	10,17
135.000,00	35	34.817,6	1,663	1,314	9,89
140.000,00	34	41.493,4	1,823	0,971	9,60
145.000,00	34	41.493,4	1,823	0,803	9,60
150.000,00	33	60.335,4	2,291	0,812	9,32
155.000,00	33	60.335,4	2,291	0,723	9,32
160.000,00	33	60.335,4	2,291	0,697	9,32
165.000,00	33	60.335,4	2,291	0,705	9,32
170.000,00	30	52.862,0	2,102	0,477	8,47
175.000,00	29	59.935,4	2,275	0,599	8,19
180.000,00	28	65.044,7	2,402	0,709	7,91
185.000,00	28	65.044,7	2,402	0,772	7,91
190.000,00	26	67.247,1	2,456	0,753	7,34
195.000,00	25	70.019,0	2,525	0,835	7,06
200.000,00	18	37.824,2	1,789	0,566	5,08
200.000,00	17	40.491,4	1,845	0,660	4,80

⁵⁶ A seleção feita com o uso de um software de ferramental matemático apropriado para a simulação de ajuste (*Goodness of Fit Test*) das funções de distribuição de perdas para GPD, Xtreme, versão 3.0. Uma relação mais completa dos softwares disponíveis no mercado capacitados a realizar tal análise pode ser visto em Choulakian e Stephens (2001).

A seleção do valor de u , segundo o critério da menor estatística CVM, conforme apresentado em Chapelle *at al.* (2004) indica o 91,53º percentil a que correspondem os parâmetros 2,102 e 52.862,0 respectivamente parâmetros de forma (ξ) e de escala (β). Nesse nível de corte, 30 dados estão relacionados a eventos de perdas consideradas extremas (ou seja, $> u$) que permanecem na área da cauda da distribuição, enquanto 324 dados são empregados no cálculo do ajuste das perdas classificadas como “normais”.

Assim, as perdas podem ser separadas conforme demonstrado na figura 9:

Figura 9
Classificação das perdas



A seleção da função de melhor ajuste para distribuição de severidade dos dados de perda⁵⁷ classificadas como “normais” (ou seja, $< u$) foi feita, entre outras, para as distribuições Log normal, Gauss invertida, Log Logistic e Pearson 5, conforme apresentado nas tabelas 11, 12 e 13. O resultado encontrado apontou a função Log Normal como a de melhor ajuste dos dados, na célula “Banco de Varejo/Fraudes Externas” do Banco BFC, independente do candidato a valor de corte u .

Tabela 11
Estatísticas para $u = R\$ 130.000,00$ (90º percentil), $N=318$

Distribuição	Log Normal	Gauss Invertida	Log-Logistic	Pearson 5
Parâmetro 1	31.706,8031	31.023,3326	91,9906	1,7609
Parâmetro 2	49.612,2007	22.253,7334	16.217,1526	30.543,42
Parâmetro 3	-	-	1,3885	-
χ^2	32,48	45,34	60,47	58,10
KS	0,0458	0,0490	0,0506	0,05997
AD	0,9505	1,02	1,307	1,517

⁵⁷ Seleção feita com uso do software de ferramental matemático apropriado para a simulação de ajuste (*Goodness of Fit Test*) das funções de distribuição de perdas, Best Fit versão 4.5.

Tabela 12
Estatísticas para u = R\$ 170.000,00 (91,53º percentil), N= 324

Distribuição	Log Normal	Gauss Invertida	Log-Logistic	Pearson 5
Parâmetro 1	33.928,5806	32.930,2253	154,6818	1,6361
Parâmetro 2	56.759,9504	21.220,3832	16.626,1498	28.045,0241
Parâmetro 3	-	-	1,3488	-
χ^2	47,78	47,67	47,33	44,33
KS	0,0418	0,0453	0,0417	0,0577
AD	0,8117	0,866	1,168	1,404

Tabela 13
Estatísticas para u = R\$ 200.000,00 (95º percentil), N = 336

Distribuição	Log Normal	Gauss Invertida	Log-Logistic*	Pearson 5
Parâmetro 1	41.105,334	38.999,395	-	1,375
Parâmetro 2	81.595,366	19.257,472	-	23.030,942
Parâmetro 3	-	-	-	-
χ^2	29,98	31,67	-	39,67
KS	0,03605	0,03905	-	0,05189
AD	0,6222	0,6898	-	1,230

* Nota: A função Log-Logistic não apresentou boa aderência ao considerarem-se os dados de perda para valores superiores a R\$ 200.000,00

O teste gráfico de aderência ao modelo, Quantile-Quantile (QQ-plot) sustenta o resultado encontrado, conforme pode ser observado nas figuras 10, 11 e 12. Um teste gráfico QQ-Plot verifica a qualidade do modelo ao comparar a localização dos *quantiles* dos dados reais de perda em uma amostra com a localização dos *quantiles* das distribuições teóricas testadas. Quando o ajuste é bom, os pontos formam uma linha que se aproxima de uma reta.⁵⁸ Outra característica presente na análise de um gráfico QQ Plot refere-se ao peso da cauda. Assim, uma inflexão para cima do lado direito do gráfico indica que a cauda é pesada.

⁵⁸ A função do QQ-Plot pode ser expressa como: $\left\{ \left(X_{k,n}, F^{\leftarrow \left(\frac{n-k+1}{n+1} \right)} \right) : k = 1, \dots, n \right\}$.

Figura 10

QQ-Plot: $u = R\$ 130 \text{ mil}$, $N=318$, 90° percentil

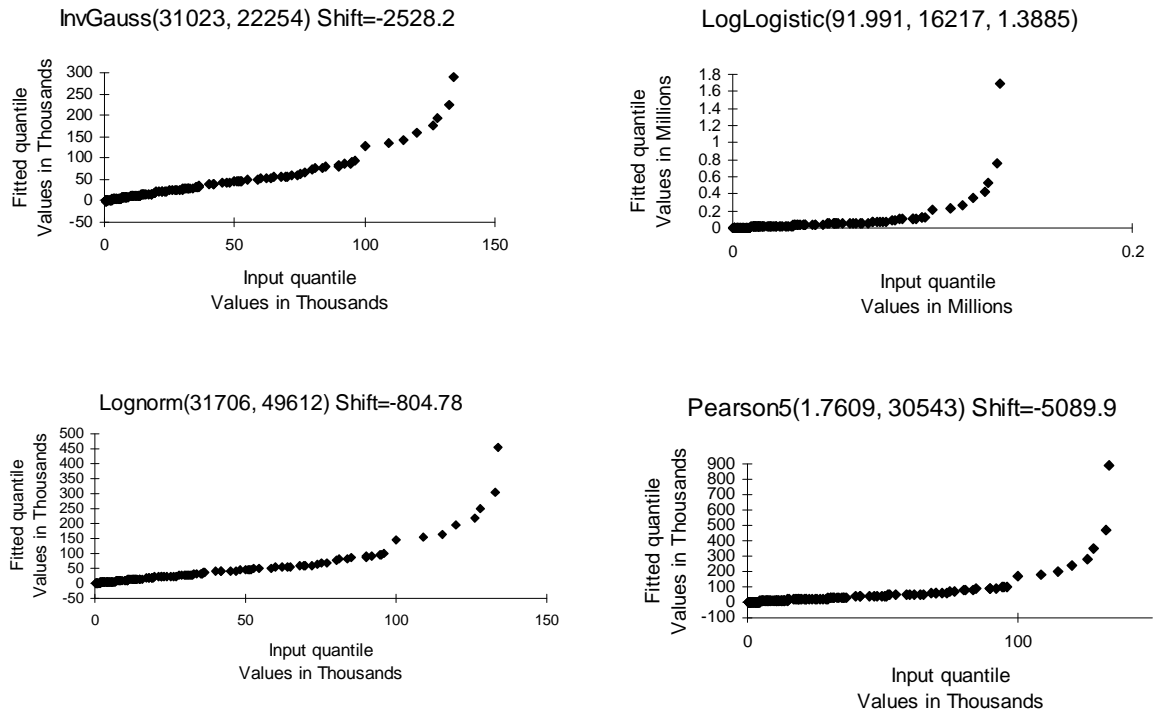


Figura 11

QQ-Plot: $u = R\$ 170 \text{ mil}$, $N=324$, $91,52^\circ$ percentil

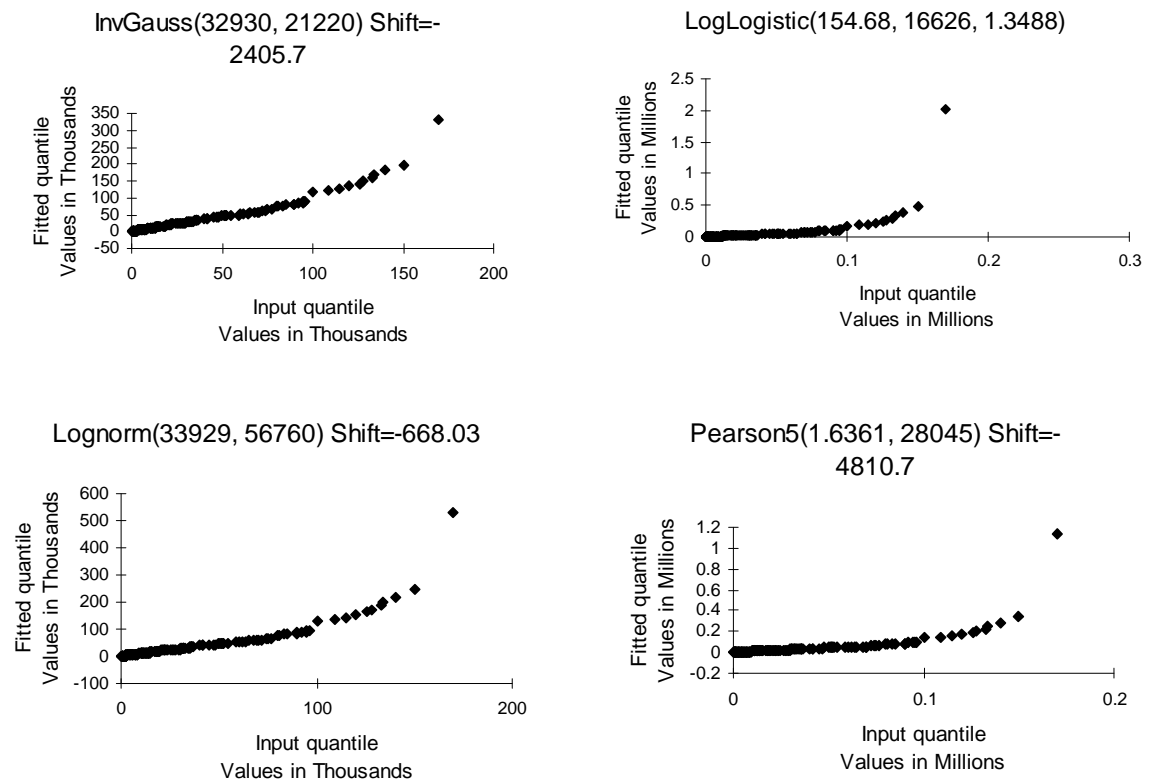
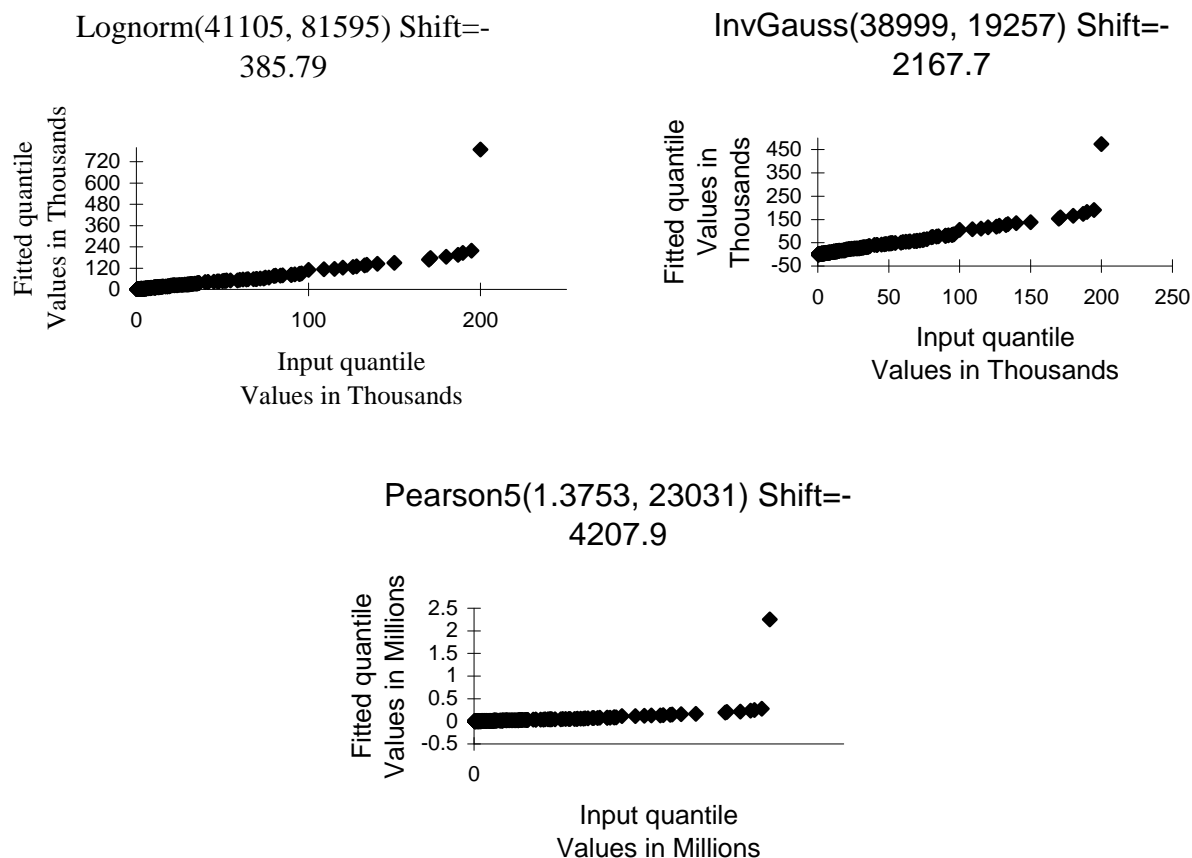


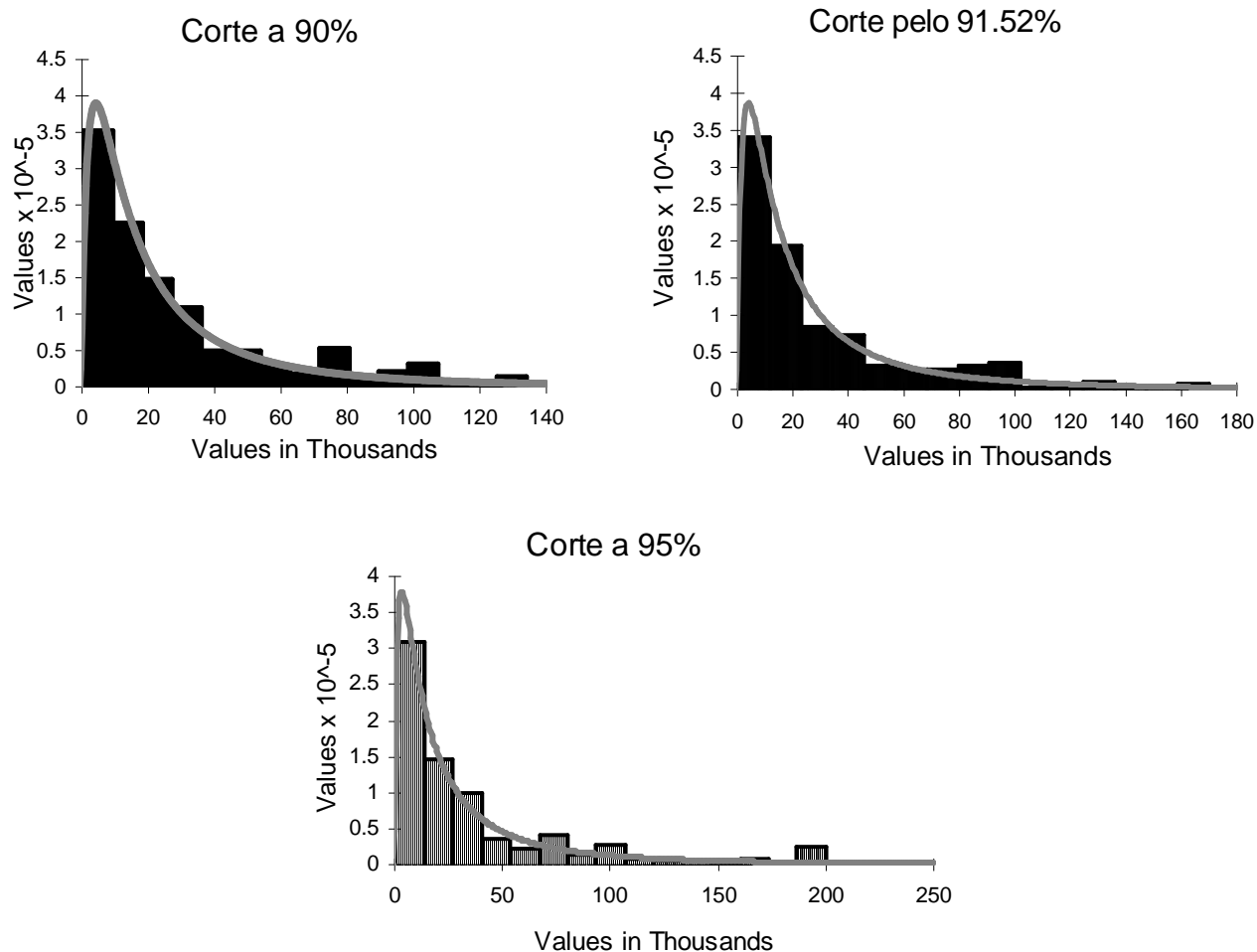
Figura 12

QQ-Plot: $u = R\$ 200 \text{ mil}$, $N = 336$, 95° percentil



Os gráficos dispostos na figura 13, comprovam o resultado dos testes formais e gráficos, que identificaram a função de distribuição Log Normal como a de melhor ajuste⁵⁹, independente do valor limítrofe, u , selecionado. Destarte, o cálculo do Var Operacional determinará qual dos três critérios de escolha para o valor de u apresenta o melhor resultado para estimação do Capital Econômico: o nível de corte a 90%, 91,52% ou 95% segundo a metodologia da EVT POT, ou, se a função de melhor ajuste se dá sem que seja feito a separação entre dados do corpo e da cauda da função de distribuição das perdas.

⁵⁹ Seleção feita com uso do software de ferramental matemático apropriado para a simulação de ajuste (*Goodness of Fit Test*) das funções de distribuição de perdas, Best Fit versão 4.5.

Figura 13*Gráfico de melhor ajuste da severidade para Log Normal*

A seguir, a tabela 14 apresenta um resumo dos parâmetros que serão testados para identificar o melhor candidato a valor de corte, (*threshold*) u e o respectivo CE.

Tabela 14*Resumo dos parâmetros para aplicação na SMC*

Severidade	Perdas Normais		Perdas Extremas	
	Função Log Normal		Função GPD	
	μ	σ	β	ξ
MEP / 90%	31.706,80	49.612,20	31.893,80	1,59
MEP / 91,52	33.928,58	56.759,95	52.862,00	2,10
MEP / 95%	41.105,33	81.595,37	37.824,20	1,79

Por fim, a tabela 15 sumariza os diversos resultados encontrados ao longo desta seção, necessários ao cálculo do capital econômico devido ao risco operacional (CE_{RO}). A função agregada das perdas resultou da fusão da função de melhor ajuste da frequência dos dados, uma binomial negativa (3; 0,4158), com a função de melhor ajuste dos dados de severidade das perdas, uma função de Gauss Invertida (54.896; 16.457).

O cálculo do Var Operacional para se chegar a função agregada foi feito com uso de uma programação em Matlab, para os parâmetros encontrados no modelo EVT-POT. O programa efetuou 40.000 repetições e gerou a perda provável para o 99,9º percentil. Porém, no caso dos parâmetros encontrados para a função Gauss invertida utilizou-se o programa @Risk para efetuar a simulação específica, que rodou 10.000 repetições e gerou a perda provável ao 99,9º percentil.

Tabela 15
Cálculo do capital econômico

	EVT-POT			Sem corte
	Corte a 90%	Corte 91,52%	Corte a 95%	
Perdas Normais	Log-Normal	Log-Normal	Log-Normal	Gauss Invertida
Média (μ)	31.706,80	33.928,58	41.105,33	54.896,74
Desvio Padrão (σ)	49.612,20	56.759,95	81.595,37	-
Parâmetro (λ)	-	-	-	16.457,68
Threshold (u) *	130,00	170,00	200,00	-
Percentual Excedente ⁶⁰	10,00%	8,47%	5,00%	-
GPD 1 (ξ)	1,592	2,102	1,789	-
GPD 2 (σ)	31.893,80	52.862,00	37.824,20	-
Perdas Totais*	18.798,35	18.798,35	18.798,35	18.798,35
Perda Esperada (PE) *	52,27	52,27	52,27	52,27
Mediana*	20,00	20,00	20,00	20,00
OpVAR 99% *	2.155	5.016	3.170	1.139,43
OpVAR 99.5% *	7.022	29.050	12.012	1.502,88
OpVAR 99.9%*	14.910.000	45.366.000	2.168.900	2.325,88
Capital Econômico RO*	14.909.947	45.365.947	2.168.847	2.273,61

* Valores em milhares

Os resultados encontrados para o valor do CE_{RO} derivados do uso do *EVT-POT* não se mostraram factíveis. Apesar disso, foram suficientes para comprovar, mais uma

⁶⁰ Percentual de eventos que excederam ao valor limítrofe (*threshold u*)

vez, a alta volatilidade nos resultados em função da escolha do nível do corte u (*threshold*). Ao contrário do resultado encontrado em Chapelle (2004) o valor de corte escolhido por meio da estatística de Cramer Von Mises não se mostrou o de melhor ajuste. Contudo, assim como em Fontnouvelle et al (2006) o exercício mostrou não haver tendência para os resultados encontrados na medida em que o valor do *threshold* sofre um incremento.

Para a seleção do valor do CE_{RO} dentre os apresentados na tabela 15, considerou-se aquele mais crível, pois os valores calculados por meio do *EVT-POT* pareceram irreais ao serem comparados com o valor da perda esperada. Essa discrepância no valor encontrado para o CE_{RO} também foi detectado em Dutta e Perry (2007) que, assim como em Neslehová (2006), alertam para as condições específicas em que o *EVT-POT* pode e deve ser empregado.

Assim, a discrepância nos valores encontrados não deve ser atribuída a uma contradição do *EVT* já que pode estar associada a uma falha ou escassez no conjunto de dados de perda ou devido às características específicas dessa categoria de risco ou, até mesmo, por não ter atendido às condições específicas para o seu uso como especificado em Embrechts (1996). Por isso, em que pese os resultados encontrados nesse exercício, o *EVT-POT* ainda é apontado na literatura disponível como o método mais confiável para modelar a cauda das distribuições de severidade.

Embora as estimativas de capital se mostrem baixas, se comparadas ao valor total dos ativos da instituição, as mesmas se mostram razoáveis para os dados apresentados neste exercício. Para classificar estimativas não realísticas de CE_{RO} tomou-se como base os valores propostos em Dutta e Perry (2007). Consideraram-se não reais, por serem extremamente altos, aqueles resultados cuja relação entre CE_{RO} e ativos totais (AT) excedeu 50%. Utilizando-se tal critério, todos os resultados encontrados via metodologia *EVT-POT* mostraram-se irreais, visto que os percentuais variaram entre 1.781% e 37.260% (com o valor de u determinado pela estatística CVM). É importante notar que apesar de um valor na ordem de 2 milhões de reais não parecer expressivo a ponto de levar uma IF à falência⁶¹, vale lembrar que a análise foi

⁶¹ Para efeito de comparação, o valor do patrimônio líquido (PL) médio das instituições que participaram da pesquisa encontram-se dispostos na tabela 19 do Anexo A

feita em torno de um subitem dentro da categoria de fraudes externas, em uma única linha de negócios da IF⁶².

Por fim, a escolha do valor do CE_{RO} é corroborada pela relação existente entre o valor das perdas esperadas e o valor do VaR Operacional calculado. Em Moscadelli (2004) essa relação foi na ordem de 2,9%. Observa-se que apenas a função Gauss invertida apresentou um resultado próximo ao percentual mencionado (2,3%). Assim, a escolha do valor do CE_{RO} considerou para efeito de cálculo os parâmetros de ajuste da função Gauss invertida em relação ao dados de severidade da perda (vide tabela 16).

A análise realizada permite observar que mesmo quando se propõe a utilização de técnicas de bom ajuste estatístico, como a *EVT-POT*, as estimativas de capital podem gerar resultados muito voláteis e se mostrarem irrealistas. Embora este método tenha tido um bom ajuste ao se considerar o critério adotado em Dutta e Perry (2007), ele não se mostrou suficiente para definir a função de melhor ajuste dos dados de severidade das perdas.

Tabela 16
Relação CE/AT

	Capital * Econômico (CE)	VaR Op*	CE/AT (%)	PE/VaR Op (%)
Gauss inv	2.273	2.325	2	2,25
95%	2.168.847	2.168.900	1.781	0,00
CVM	45,365,947	45,366,000	37.260	0,00
90%	14.909.947	14.910.000	12.246	0,00

*Nota: *Valores expressos em milhares de reais*

⁶² A esse número devem somar-se todos os demais que compõem a matriz *BL/ET* da IF, que, contudo, pela falta desses dados não foi o analisado neste trabalho.

5. Uma análise em Jogos para o Risco Operacional

Cabe ao órgão supervisor definir quais os limites mínimos de provisão de capital regulamentar destinados à cobertura das perdas provenientes dos riscos a que os bancos estão sujeitos. Assim, aos bancos se apresentam duas questões conflitantes. De um lado, a preocupação de que a alocação de capital para cobrir as eventuais perdas decorrentes do risco operacional seja insuficiente, o que pode acarretar medidas punitivas do órgão supervisor. De outro lado, que a diminuição da margem de lucratividade da instituição, em razão daquela alocação de capital, possa se reverter em fuga de ativos. Logo, no que se refere à alocação do capital, o administrador se vê diante de um problema de escolha ótima, qual seja: o de maximizar o lucro da instituição com o menor custo das medidas capazes de mitigar o risco operacional, que implicam minimizar a alocação de capital regulamentar.

A versão final de Basiléia II estabelece critérios para mitigar o risco operacional por meio da contratação de seguros. O mesmo documento limita a importância a ser assegurada a 20% do valor total do risco operacional, avaliado pelo método básico (*basic indicator approach*). Crouhy, Galai e Mark (2004) apresentam um modelo para o cálculo do prêmio de seguro e introduzem a discussão dos limites máximos para a contratação do mesmo. Ademais, determinam o valor da taxa de juros ótima que remunera os depositantes no caso de contratação ou não do referido prêmio de seguro.

Contudo, os autores supracitados não mostram como se dá a interação entre o depositante e o acionista. O depositante, diante das taxas de retorno ofertadas pelo mercado, realiza a sua escolha contrapondo remuneração e risco. Por sua vez, os acionistas, diante da possibilidade de contratação do seguro, tomam sua decisão levando em consideração a maximização dos próprios dividendos.

Esta seção aprofunda a análise da interação existente entre os depositantes e os acionistas, neste caso representado pelos gestores da instituição⁶³, sob a ótica do mercado. Para tanto, os dados que serviram de base para o cálculo realizado por Crouhy, Galai e Mark (2004) foram adaptados a fim de representar uma situação semelhante à real, em instituições bancárias no Brasil. Tomou-se, por hipótese, uma perda cujo valor é proporcionalmente equivalente ao que foi apresentada no referido artigo.

⁶³ A figura do acionista e dos administradores da instituição se confunde, na medida em que estes representam os interesses dos primeiros, por meio dos poderes a eles delegados para gerirem a instituição.

Destarte é proposta a utilização de um jogo com estratégias puras que conduz ao conjunto ótimo extraído da matriz de *payoffs* cujo resultado maximiza tanto o retorno dos depositantes quanto os dividendos dos acionistas. Além disso, é feita uma análise acerca da aplicação dos princípios básicos inerentes ao Pilar III de Basiléia II. É importante notar que o Pilar III introduziu uma discussão acerca do critério de transparência, criado para auxiliar o mercado na tomada de decisões que, em última instância, causa efeito sobre a disciplina de mercado.

5.1. O Referencial Teórico

Crouhy, Galai e Mark (2004) analisam a contratação de um prêmio de seguro que visa mitigar o risco de perda operacional ao considerar a possibilidade de uma falha no sistema computacional de determinada instituição financeira. A perda foi estimada em US\$ 50 milhões, equivalentes a 50% do valor dos ativos da instituição, com 1% de probabilidade de ocorrência. Com base nesse modelo o valor presente dos depósitos, na ótica dos depositantes, é dado por:

$$D_{pv} = \frac{D(1+d)}{(1+r)}, \quad (17)$$

onde D representa o valor dos depósitos, d a taxa de retorno esperada pelo depositante, e r a taxa de retorno livre de risco que, no presente caso, representa a taxa de desconto.

Assume-se que Q representa a possibilidade da não ocorrência do risco operacional e $(1-Q)$ a possibilidade de ocorrência do mesmo. Assim, é possível estimar o valor de d^* , que representa a taxa de remuneração do capital aplicado, para o qual o depositante fica indiferente quanto à sua exposição ao risco de perda. Isto posto, o valor presente dos depósitos em relação à probabilidade de ocorrência do risco operacional e do valor de d^* é dado por:

$$D_{pv} = \frac{D(1+d^*)Q + [A(1+R) - L](1-Q)}{1+r}, \quad (18)$$

onde A representa o valor dos ativos totais da instituição financeira, R representa a taxa de crescimento da carteira de ativos e L o valor da perda prevista em caso de ocorrência da falha operacional.

Ao se isolar d^* e substituir D_{pv} por (1) obtém-se:

$$d^* = \frac{D(1+d) - [A(1+R) - L](1-Q)}{DQ} - 1. \quad (19)$$

Pela ótica do acionista pode-se observar que o valor máximo que este aceitaria pagar pelo prêmio (I^*) para contratar o seguro independe do valor da taxa de juros d^* . De fato, o valor de I^* depende apenas do valor da perda L , da probabilidade de ocorrência do risco operacional ($1-Q$), e da taxa de oportunidade que justifique uma redução no valor dos ativos da instituição em relação à contratação do seguro, representado por R . Assim, I^* é dado por:

$$I^* = \left(\frac{L(1-Q)}{1+R} \right). \quad (20)$$

O valor dos dividendos (S_Q^I) apurados pelos acionistas no caso da contratação do seguro leva em consideração o valor encontrado em (20) e é dado por:

$$S_Q^I = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d)}{1+r}. \quad (21)$$

Para fazer a adaptação do modelo Crouhy, Galai e Mark (2004) ao caso brasileiro foram adotadas as seguintes premissas:

(i) Os dados referentes aos ativos (A) e aos depósitos (D) foram extraídos dos sítios das próprias instituições. Foi calculada a média entre os valores divulgados de quatro grandes bancos brasileiros no ano de 2006. Como aproximação adotou-se o valor total dos depósitos, equivalente à soma das exigibilidades da instituição. Assim, o valor médio dos depósitos (D) bancários corresponderam a cerca de 90,96% (vide tabela 17) do total dos ativos dessas quatro instituições no ano de 2006.

(ii) A taxa de crescimento médio dos ativos dos bancos supracitados, de acordo com o levantamento feito por meio do balanço semestral entre os anos de 2005 e 2006, foi de 18% ao ano (R).

(iii) Os títulos do governo remuneram a taxa de 15% ao ano (r) e são considerados, para efeitos deste estudo, como ativos livres de risco. Os dados levam em consideração a taxa *over-Selic* do ano de 2006.

(iv) Os depositantes, caso não haja a ocorrência de nenhum evento de perda operacional, têm como expectativa de remuneração do capital aplicado (d) equivalente a 13% ao ano. A informação foi extraída levando em consideração a média de remuneração dos fundos referenciados DI (acompanham a variação do Certificado de Depósito Interfinanceiro) dos quatro bancos supra ditos para o ano de 2006.

(v) A perda potencial do banco com a ocorrência do evento de falha operacional, de forma análoga ao caso apresentado em Crouhy, Galai e Mark (2004), equivale a 50% do total dos ativos⁶⁴, com probabilidade de ocorrência igual a 1%.

(vi) Foi considerado um seguro total da perda. Entretanto, o uso de seguros incompletos não implica alteração no modelo (vide apêndice C.1).

Tabela 17
Relação Depósitos/Ativos das instituições participantes da pesquisa

	Bradesco	Banco do Brasil	Unibanco	Itaú	Média
PC	135,925,689	200,393,671	49,172,816	99,184,601	121,169,194
ELP	75,335,398	53,866,870	32,220,858	54,479,548	53,975,669
PC + ELP	211,261,087	254,260,541	81,393,674	153,664,149	175,144,863
AT	232,935,106	273,600,466	91,232,800	172,412,770	192,545,286
(PC + ELP) / AT	0.9070	0.9293	0.8922	0.8913	0.9096

Fonte: Sítios das próprias instituições

Nota: PC – Passivo Circulante

ELP – Exigível e Longo Prazo

AT – Ativo Total

Com base nas informações acima, os valores de d^* e I^* em função dos valores da probabilidade (Q) de ocorrência da falha operacional foram calculados (vide tabela 18). Observa-se que há uma relação direta entre o aumento da probabilidade de falha operacional e o prêmio do seguro, bem como em relação à taxa de remuneração a que o

⁶⁴ Foram testados outros valores para L e as conclusões não se alteraram.

acionista permanece indiferente entre a contratação ou não do mesmo. É possível destacar que, na medida em que o risco de ocorrência de perda aumenta, o prêmio de seguro e a taxa de remuneração crescem a taxas constantes. Por fim, a tabela 18 permite proceder a uma análise de sensibilidade, ao se propor cenários pessimistas, representados por aumentos da probabilidade de ocorrência do evento de risco.⁶⁵

Tabela 18
Valores de d^ e I^* para dado Q*

Q	d^*	I^* (R\$ M)
0,99	0,1339	0,8159
0,98	0,1378	1.6317
0,97	0,1418	2.4476
0,96	0,1459	3.2635
0,95	0,1501	4.0793
0,94	0,1544	4.8952

5.2. Análise sob a ótica da matriz de trade-off

Considerou-se um jogo no qual o acionista tem que decidir quanto à contratação ou não de um seguro para cobrir eventuais perdas decorrentes do risco operacional da instituição financeira. Em primeiro lugar, é considerado que o banco, depois de proceder a um levantamento da estimativa de perdas operacionais, conclui possuir 1% de probabilidade de ocorrência de tal perda. Nesta análise é admitido que a utilidade do acionista é representada pelos seus dividendos e que a utilidade do depositante é representada pelo retorno esperado do capital investido. Por fim, é considerado que a instituição financeira emite sinais ao mercado que indicam a contratação ou não do prêmio de seguro. Assim sendo, a oferta da instituição ao depositante de uma taxa de remuneração d^* , superior a d , estará sinalizando não ter contratado o prêmio de seguro, o que justifica oferecer uma taxa de remuneração que deixa o depositante indiferente ao risco. A instituição por sua vez, estará tentada a ludibriar o depositante sinalizando ter contratado o seguro, apesar de não tê-lo feito de fato. A justificativa é que ao remunerar os depósitos a uma taxa d o banco estará auferindo maior lucratividade.

Os acionistas são representados pelo jogador 1 e os depositantes pelo jogador 2. As estratégias possíveis aos dois jogadores dizem respeito à contratação (C) ou não

⁶⁵ Os cálculos necessários para a obtenção dos valores contidos na tabela 18 encontram-se no apêndice C.2.

(NC) do prêmio do seguro. Sendo assim, a matriz de *payoffs* do jogo é dada na figura 15:⁶⁶

Figura 15:
Matriz de payoff

		Depositante			
		C	NC		
Acionista	C	24,63	172,10	24,04	172,69
	NC	25,21	170,38	24,63	170,96

(i) Estratégia 1 (C, C) - apresenta o valor do dividendo recebido pelo jogador 1 e o valor do retorno do capital depositado pelo jogador 2, no caso de haver a contratação do prêmio de seguro e o jogador 2 considerar que o contrato de seguro foi efetivado. As equações que representam os dividendos e o retorno do capital são respectivamente:

$$S_{0,99}^1 = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d)}{1+r}; e \quad (22)$$

$$D_{pv} = \frac{D(1+d)}{1+r}. \quad (23)$$

(ii) Estratégia 2 (C, NC) - apresenta o valor do dividendo recebido pelo jogador 1 no caso da contratação do prêmio de seguro, e o valor do retorno do capital depositado pelo jogador 2, que diante da taxa d^* superior a d considera que o contrato de seguro não foi efetivado. Entretanto, é admitida a possibilidade de a instituição financeira adotar, como estratégia para captação de depósitos, o pagamento de uma taxa superior a d , apesar de ter contratado o seguro. Não obstante, essa estratégia se mostrará ineficaz uma vez que ao pagar uma taxa superior a d o mercado irá interpretar que o seguro não foi contratado. As equações que representam os dividendos e o retorno do capital são:

$$S_{0,99}^1 = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d^*)}{1+r}; e \quad (24)$$

$$D_{pv} = \frac{D(1+d^*)}{1+r}. \quad (25)$$

(iii) Estratégia 3 (NC, C) - apresenta o valor do dividendo recebido pelo jogador 1, no caso de não haver a contratação do prêmio de seguro, e o valor do retorno do capital

⁶⁶ Para a obtenção dos valores contidos na matriz *payoff*, vide apêndice C.3.

depositado pelo jogador 2, que considera que o contrato de seguro foi efetivado. As equações que representam os dividendos e o retorno do capital são dadas por:

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)Q] - [D(1+d)Q]}{1+r}; e \quad (26)$$

$$D_{pv} = \frac{[D(1+d)Q]}{1+r}. \quad (27)$$

(iv) Estratégia 4 (NC, NC) - apresenta o valor do dividendo recebido pelo jogador 1 no caso de não contratação do prêmio de seguro, e o valor do retorno do capital depositado pelo jogador 2, que considera que o contrato de seguro não foi efetivado. As equações que representam os dividendos e o retorno do capital são:

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)Q] - [D(1+d^*)Q]}{1+r}; e \quad (28)$$

$$D_{pv} = \frac{[D(1+d^*)Q]}{1+r}. \quad (29)$$

A análise do jogo proposto indicou que a estratégia “contratar o seguro” (C) é dominada pela estratégia “não contratar” (NC) para ambos os jogadores, o que implica um equilíbrio em (NC, NC). Entretanto, este resultado não consiste em um equilíbrio de Pareto, pois é possível melhorar a utilidade esperada do depositante, mantendo inalterada a utilidade do acionista. O jogo possui dois equilíbrios de Nash (NC, NC) e (C, C) sendo o primeiro um equilíbrio puro e o segundo um equilíbrio perfeito em subjogos.

No caso de o jogo ser repetido um número infinito de vezes (caso em consideração), os agentes tendem a cooperar, o que pode direcioná-los ao equilíbrio (C, C). Essa estratégia implica que o depositante possui uma situação melhor, além do fato de a perda por falha operacional ter sido mitigada via contratação do seguro. Cabe ressaltar que para jogos finitos, na última rodada, os dois jogadores são tentados a enganar o adversário. Como consequência, há um aumento da desconfiança entre as ações dos jogadores durante todas as rodadas fazendo com que o equilíbrio seja uma solução não cooperativa (NC, NC).

6. Considerações Finais

Nos últimos anos pôde-se observar uma maior conscientização das instituições financeiras sobre a importância do risco operacional no mundo inteiro. Grande parte dessa conscientização deve-se à inclusão de um novo requerimento de capital para cobrir perdas por risco operacional pelo Comitê de Basileia. Como consequência, o Comitê parece acreditar ser possível assegurar a solvência das instituições financeiras diante de possíveis perdas imputáveis a esta modalidade de risco. O capital alocado para suportar o risco de perdas operacionais na instituição financeira terá de ser investido em ativos líquidos e não poderá ser usado operacionalmente, o que implica uma redução das reservas livres para novas operações de crédito.

Ao longo deste trabalho foram destacados vários episódios de perda ligados ao risco operacional em instituições financeiras. A principal questão que surge é o que deve ser feito para garantir que tais perdas não se repitam? Como visto ao longo do capítulo 2, funcionários possuidores de um bom conhecimento dos processos da organização são capazes de promover ações fraudulentas e aproveitam-se da falta de proteção e das brechas na segurança para alcançarem seus objetivos.

Nesse sentido, esse trabalho destacou que o gerenciamento do risco operacional deve concentrar esforços na prevenção ao invés de dedicar-se à adoção de métodos sofisticados de cálculo do risco baseados em perdas pretéritas. Destacou-se, ainda, o Pilar III (Disciplina de Mercado), que propõe a criação de um conjunto de políticas que possam ajudar na verificação de um “nível de divulgação” de informações por parte dos bancos que permita ao mercado entender com clareza os riscos assumidos e evite que as demonstrações sejam enganosas. O Comitê de Basileia entende que a revelação pública e freqüente de informações relevantes por parte dos bancos conduzirá a um melhoramento da disciplina do mercado capaz de auxiliar na atividade de supervisão.

Com base no estudo desenvolvido pela Everis (2005) baseado na análise das respostas de instituições financeiras (brasileiras, chilenas e mexicanas) foi mostrado que todas as instituições analisadas na pesquisa estão conscientes da importância da gestão de risco operacional. Identificaram-se, em andamento, ações destinadas a mitigar este risco, em sua maior parte (aproximadamente 71%) com um objetivo maior que o regulador. Ou seja, o gerenciamento do risco operacional deixou de ser apenas uma imposição dos órgãos reguladores e passou a ser visto como importante fator na tomada de decisões, por parte dos administradores das IF, na busca de maior eficácia e lucro no

sistema bancário. Assim, a partir de 2004 os bancos, no mundo inteiro, apresentaram um significativo avanço com respeito ao desenvolvimento de técnicas de gerenciamento e mensuração do risco operacional. Às instituições financeiras foi apresentado um variado conjunto de modelos supostamente aptos a avaliar o risco operacional nas diversas linhas de negócios de suas atividades operacionais.

O caminho natural para encontrar o capital econômico e regulatório baseia-se em uma modelagem detalhada da distribuição das perdas por risco operacional do banco. Nesse sentido, os modelos AMA convergem naturalmente para o *LDA*, diferindo apenas quanto a forma como a distribuição das perdas é modelada. Entre os problemas de modelagem, aquele de maior relevância, ante o seu impacto no cálculo do capital econômico por risco operacional (CE_{RO}), está relacionado à escolha da função de melhor ajuste da severidade das perdas.

A literatura sobre os problemas de modelagem revela a existência de várias técnicas sendo usadas. Todavia, o que parece mais importante destacar para os *policymakers* é a conclusão de que o uso de diferentes tecnologias para a modelagem da severidade das perdas tende levar a diferentes resultados. Por sua vez, a mesma tecnologia não implica resultados semelhantes quando aplicada às IFs com atividades de características distintas. Apesar disso, ficou evidenciada a existência algumas técnicas que apresentaram resultados consistentes entre diferentes instituições pesquisadas, de diferentes características dos dados de perda. Foi o caso do uso da função g e h para modelagem dos dados de severidade da perda empregado em Dutta e Perry (2007) ou, o emprego da metodologia do *POT* na Teoria do Valor Extremo apresentado em Moscadelli (2004). Deve-se ressaltar que o exercício numérico que utilizou dados de perda de instituições brasileiras para o cálculo do capital econômico por meio do uso de cadeias de Markov no cálculo das perdas esperadas mostrou-se uma ferramenta robusta de cálculo.

Para modelar a distribuição de severidade foram utilizadas duas técnicas diferentes: o ajuste paramétrico dos dados de perda e o método *Peacks over Threshold* da Teoria do Valor Extremo (*EVT-POT*). O ajuste paramétrico dos dados de perda, desconsiderando a separação dos dados de perda em duas categorias (corpo e cauda), apontou a função Gauss invertida como mais eficiente ao apresentar uma estimativa mais realista. Por outro lado a função GPD, embora apresentada por diversos autores de como de melhor ajuste para os dados de perda da cauda da função, não se mostrou

eficaz no exercício analisado. Este resultado indica que até mesmo quando se propõe a utilização de técnicas de bom ajuste estatístico, como o *EVT-POT*, as estimativas de capital podem gerar grandes variações e se tornarem irreais.

Os resultados encontrados, tanto no exercício numérico apresentado quanto na literatura analisada, sugerem que além do risco operacional efetivamente poder ser calculado, existe alguma similaridade entre os dados de perda operacional de diferentes IFs. Destarte, há a esperança de que futuras pesquisas envolvendo o AMA possam desenvolver um modelo padrão que atenda tanto aos anseios do sistema bancário quanto aos órgãos de supervisão (Dutta e Perry, 2007).

A última seção deste trabalho ressalta a importância do seguro como um instrumento de prevenção para o risco operacional. O argumento central é que a contratação do seguro representa uma alternativa potencialmente menos onerosa para a indústria bancária do que a mensuração e a alocação de capital para o risco operacional. Assim, os órgãos supervisores deverão permitir às instituições financeiras escolher entre a melhor opção de prevenção para o risco, isto é, contratar seguro ou alocar capital. O resultado da análise revela que a não cooperação entre os acionistas e depositantes implica um resultado financeiro pior para ambos. Portanto, evidenciam-se os benefícios que poderão ser obtidos com a implementação do Pilar III (Novo Acordo de Basileia). O critério de transparência ditado por este Acordo, ao ser implementado, excluirá a estratégia na qual o banco tenta ocultar sua escolha e ludibriar o depositante. Assim, em última análise, o depositante terá conhecimento do real risco que estará incorrendo na escolha de uma instituição financeira. Além disso, o princípio da transparência deverá conduzir a um equilíbrio cooperativo com resultados superiores para ambos os agentes.

7. Referências Bibliográficas

- ACERBI, C., e TASCHE, D. (2002). On the coherence of expected shortfall. *Journal of Banking and Finance* 26, 1487-1503.
- AMADO, A.; CROCCO, M.; MENEZES, M. “Sistema Financeiro e Desenvolvimento Regional: Notas Exploratórias” em de PAULA, L.F. e OREIRO, J.L. (orgs), *Sistema Financeiro: Uma Análise do Setor Bancário*, Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda.
- AUE, F; KALKBRENER, M (2006) “LDA at work: Deutsche Bank’s Approach to quantifying operational risk”, *The Journal of Operational Risk* vol 1, number 4.
- ARTZNER, P., DELBAEN F., EBER J.-M., e HEATH, D. (1999). Coherent measures of risk. *Mathematical Finance* 9/3, 203-228.
- BALKEMA, A. A. e De HAAN, L. (1974): “Residual life time at great age”, *Annals of Probability*, 2,792-804.
- Banco Central do Brasil (2006 a). 50 Maiores Bancos por Ativos Totais. <http://www.bcb.gov.br/top50/port/top50.asp>
- _____. (2006 b) Resolução nº. 3.380, de 29.06.2006.
- _____. (2004) Comunicado nº. 12.746, de 9.12.2004.
- Bank for International Settlements (2006) “Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards” - A Revised Framework – Comprehensive Version.
- _____. (2004) “Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards” - A Revised Framework.
- _____. (2003 a) “The 2002 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk: Summary of the Data Collected”
- _____. (2003 b) “Sound practices for the management and supervision of operational risk.”
- _____. (2001) “Working Paper on the Regulatory Treatment of Operational Risk”
- _____. (2000) “Stress Testing by large Financial Institutions: Current Practice and Aggregation Issues”, Committee on the global financial system.
- _____. (1999) “Capital Requirements and Bank Behaviour: The Impact of The Basle Accord”
- BÖCKER, K. and KLÜPPELBERG, C. (2005). “Operational VAR: a closed-form approximation”. *RISK* (Dec. 2005), 90-93.
- CARVALHO, E.J.L. (2003 a) “Gerenciamento do Risco Operacional em Organizações Financeiras” In: *Gestão de riscos no Brasil*. Rio de Janeiro, Financial Consultoria.
- _____. (2003 b) “O princípio da Prevenção e o Método da redução da necessidade de capital para riscos operacionais – uma nova proposta ao Comitê da Basileia”. Documento apresentado na 3ª Conferência Anual de Riscos Operacionais Brasileira. Organizada por Ibcbrasil e realizada em 21-22/10/2003.
- CARVALHO, F. (2007) “Regulação prudencial na encruzilhada: depois de Basileia II, o dilúvio? ”, em de PAULA, L.F. e OREIRO, J.L. (orgs), *Sistema Financeiro: Uma Análise do Setor Bancário*, Rio de Janeiro: Elsevier Editora Ltda.
- _____. (2005), “Sistema financeiro, crescimento e inclusão”, em CASTRO, A.C.; LICHA, A.; PINTO Jr, H.Q. e SABÓIA, J. (orgs), *Brasil em Desenvolvimento. Economia, Tecnologia e Competitividade*, Rio de Janeiro: Civilização Brasileira.
- _____. (1999). “On Banks Liquidity Preference”, Davidson, P. e Kregel, J. (eds), *Full Employment and Price Stability in a Global Economy*, Cheltenham: Edward Elgar.

- _____. (1997), "Financial Innovations and the Post Keynesian Approach to the process of Capital Formation." *Journal of Post Keynesian Economics*, V. 19, N. 3, 461-487.
- CASAGRANDE, M.A.(2006), Risco operacional da gestão de riscos – Análise de dados de multas pagas pelas instituições financeiras no Brasil, Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ.
- CASTRO, R.C.F. (2005), Modelagem causal em risco operacional via modelos lineares generalizados, Universidade de Brasília – Brasília – DF.
- CLAPHAM, J.H. (1945), "The Bank of England", *V.1*, Cambridge University Press.
- CHIANAMEA, D.R. (2005), Basiléia II e os Ciclos Econômicos *Economia Política Internacional: análise estratégica*, N. 6, julho-setembro, 5-14.
- CHAPELLE, A; Crama, Y; Hubner, G; e Peters, J-P - (2004), "Basel II and Operational Risk: Implications for Risk Measurement and management in the Financial Sector" - Working Paper nº 51 – may 2004 - National Bank of Belgium.
- CHOULAKIAN, V. e STEPHENS M.A.(2001): "Goodness-of-Fit tests for the Generalized Pareto Distribution". *Technometrics*, nov 2001.
- CROUHY,GALAI, e MARK (2004). "Insuring versus Self-Insuring Operational Risk: Viewpoints of Depositors and Shareholders." *The Journal of Derivatives*, Winter 2004, p.51-55.
- CRUZ, M. (2002) "Modelagem, Avaliação e Proteção para Risco Operacional." Rio de Janeiro: Financial Consultoria.
- DANIELSSON, J., de HAAN, L., PEND, L. e de Vries, C.G., (2000), "Using a bootstrap method to choose the sample fraction in tail index estimation", *Journal of Multivariate Analysis*.
- DAVISON, A.C. e SMITH, R.L., (1990), "Models for exceedances over high thresholds (with discussion)", *Journal of the Royal Statistical Society*, B 52, pp. 393-442.
- Deloitte Touche Tohmatsu - http://www.deloitte.com/dtt/section_node.html - 2006
- De FONTNOUVELLE, P., Rueff, D.V., JORDAN, J.S., e ROSENGREN, E.S.(2006), "Capital and Risk: New Evidence on implications of Large Operational Losses" *The Journal of Money, Credit, and Banking*, vol 38, nº 7, 1819-1846.
- De FONTNOUVELLE, P., ROSENGREN, E. and JORDAN, J., (2004), "Implications of alternative operational risk modelling techniques", Federal Reserve Bank of Boston, Working Paper.
- De KOKER, R. (2006): "Operational risk modelling: where do we go from here. In E. Davis (ed.): The Advanced Measurement Approach to Operational Risk", *Risk Books, London*.
- DEMOULIN, V.C., Embrechts, P., Neslehová, J., "Quantitative Models for Operational Risk: Extremes, Dependence and Aggregation." *Journal of Banking & Finance*, 30.
- DUARTE Jr. (1999) "A importância do gerenciamento de riscos corporativos". Resenha BM&F. SP, n.133, jul/ago 1999.
- DUARTE Jr., A.M., Varga, G. (2003) "Gerenciamento de risco em instituições financeiras e o Novo Acordo de Capital." In: Gestão de riscos no Brasil. Rio de Janeiro, Financial Consultoria.
- DUPUIS, D. J. (1998): "Exceedances over high thresholds: A guide to thresholds selection", Working Paper, Department of Engineering Mathematics, Dalhousie University, Halifax.
- DUTTA, K e Pery, J (2007) -"A Tale of tails: an empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital" . Working Paper – Federal Reserve of Boston.

- EMBRECHTS, P., Puccetti, G. (2006). “Aggregating Risk Capital, with an Application to Operational Risk.” *Geneva Risk Insur Rev* n° 31, 71-90.
- EMBRECHTS, P., FURRER, H., e KAUFMANN, R. (2003). “Quantifying regulatory capital for operational risk.” *Derivatives Use, Trading and Regulation* 9(3), 217-233.
- EMBRECHTS, P., KLÜPPELBERG, C., e MIKOSCH, T. (1997): *Modelling Extremal Events for Insurance and Finance*, New York, Springer.
- Everis (2005) - Risco Operacional nas Instituições Financeiras da América Latina. Situação atual e tendências. – Relatório anual.
- FRACHOT, A.; MOUDOLAUD, O., e RONCALLI, T. (2004). “Loss Distribution Approach in Practice” em *The Basel Handbook: A Guide for Financial Practitioners*, M.K.Ong (Ed.), London: Risk Books, pg. 369-398.
- FREY, R., McNEIL, A.J. e M.A. NYFELER (2001). “Copulas and credit models”, *RISK*, October 2001.
- GORDY, M.B.; HOWELLS, B. (2004). “Procyclicality in Basel II: can we treat the disease without killing the patient?” Washington, D.C.: Board of Governors of the Federal Reserve System, may 2004.
- GUIMARÃES, T.(2003), Implementação do método de distribuição de perdas para risco operacional. Universidade de São Paulo, SP.
- HARMANTZIS, F. (2003), “Operational risk management in financial services and the New Basel Accord.” Stevens Institute of Technology, Hudson Hoboken, USA.
- HOWARD, R. (1971). *Dynamic Probabilistic Systems, volume 1: Markov Chains*. John Wiley and Sons.
- JORION P. (2003): “Financial Risk Manager Handbook”, 2ª edição, Wiley Finance.
- KAISER, T., e KRIELE, M. (2006). The big unknown. *OpRisk and Compliance* (April 2006), 33-35.
- KLUGMAN, S.A., e PARSA, R., (1999): “Fitting bivariate loss distributions with copulas”, *Insurance: Mathematics and Economics*, 24, 139-148..
- KREGEL, J. (1998), “The past and future of Banks”, Roma: Bancaria Editrice.
- LDCE (2004) “Results of the 2004 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk”, www.bos.frb.org/bankinfo/qau/papers/pd051205.pdf.
- MASHAL, R. e ZEEVI, A. (2002): “Beyond correlation: Extreme co-movements between financial assets”. Working Paper, Columbia Business School.
- MARSHALL, C.L. (2004), “Medindo e gerenciando riscos operacionais em instituições financeiras” (2000) por Bazán Tecnologia e Linguística. Rio de Janeiro: Qualitymark Ed.
- McNEIL, A.J., FREY, R., e EMBRECHTS, P. (2005). *Quantitative Risk Management*. Princeton University Press, Oxfordshire, UK.
- MINSKY, H. (1986) *Stabilizing an unstable economy*. New Haven: Yale University Press.
- MEDOVA, E. (2000). Measuring risk by extreme values. *RISK* (Nov. 2000), 20-26.
- MIGNOLA G., e UGOCCIONI, R. (2005). Tests of extreme value theory applied to Operational Risk data. *OpRisk and Compliance* (Oct 2005).
- MOSCADELLI, M. (2004). The modelling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the Basel Committee. *Temidi di discussione*, Banca d’Italia, URL.: http://www.bancaditalia.it/ricerca/consultazioni/temidi/td04/td517/td_517/tema_517.pdf.
- NELSEN R.B. (1999) “An introduction to Cópulas”. *Lectures notes Statistics* 139, Nova York: Spring-Verlag New York, Inc..

- NESLEHOVÁ, J., EMBRECHTS P., e CHAVES-DEMOULIN, V. (2006). Infinite-mean models and the LDA for operational risk. *The Journal of Operational Risk* 1(1), 3-25.
- PETERS, J.-P., CRAMA, Y. e HÜBNER, G. (2004): "An algorithmic approach for the identification of extreme operational losses threshold", Working Paper, Université de Liège.
- PEREIRA, L. de C. (2004), "O Risco operacional em instituições financeiras e a influência de fatores do ambiente externo." Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- PHILIPPE, J. (2003), "Value at Risk: a nova fonte de referência para o controle do risco de Mercado." São Paulo: Editora BM&F.
- PICKANDS, J. (1975): "Statistical inference using extreme order statistics", *The Annals of Statistics*, 3, 119-131.
- ROKAFELLAR, R.T., e URYASEV, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of Risk* 2, 21-41.
- SCHUMPETER, J. (1954), "History of Economic Analysis", Harvard University Press, New York.
- THORSTEN, B.; ASLI, D. e ROSS, L. (2000), "A New Database on Financial Development and Structure," *World Bank Economic Review* 14, 597-605.
- TEXEIRA, M.A.Silva (2005) "Risco Operacional – Modelos de Alocação de Capital Aplicados aos Bancos do Brasil". EPGE – Fundação Getulio Vargas, Rio de Janeiro.
- Unisys (2005), "Nearly half of consumers worldwide willing to switch banks for more security." Site: www.unisys.com.

Apêndice

Lista de Tabelas	Páginas
Tabela 19 – Relação dos ativos totais de cada instituição no ano de 2006.....	108
Tabela 20 – Matriz de Transição 2002 – 2004.....	110
Tabela 21 – Matriz Estado 2004.....	111
Tabela 22 – Matriz Estado 2005.....	111
Tabela 23 – Perda esperada em 2005.....	111
Tabela 24 – Matriz Transição 2002 – 2005.....	111
Tabela 25 – Matriz Estado 2005.....	112
Tabela 26 – Matriz Estado 2006.....	112
Tabela 27 – Perda esperada em 2006.....	113
Tabela 28 – Matriz Transição 2002 - 2005 ao quadrado.....	113
Tabela 29 – Matriz Estado 2007.....	114
Tabela 30 – Perda esperada em 2007.....	114
Tabela 31 – Matriz Transição 2002 - 2005 ao cubo.....	114
Tabela 32 – Matriz Estado 2008.....	115
Tabela 33 – Perda esperada em 2008.....	115
Tabela 34 – Frequência dos eventos de perda entre os anos de 2002-2005.....	116
Tabela 35 – Matriz Transição 2002 – 2005.....	116
Tabela 36 – Matriz Estado 2005.....	117
Tabela 37 – Frequência esperada em 2006.....	117
Tabela 38 – Formas Funcionais das Distribuições Utilizadas na Pesquisa.....	117
Tabela 39 – Estatísticas dos testes de ajuste utilizados.....	118
Tabela 40 – Valores Críticos.....	118

Apêndice A

Tabela 19

Relação dos ativos totais de cada instituição no ano de 2006

Instituições	Cidade	UF	Ativos Totais	PL
BB	BRASILIA	DF	296.356.419	20.758.158
BRABESCO	OSASCO	SP	213.302.930	24.756.782
CEF	BRASILIA	DF	209.532.835	9.182.469
ITAU	SAO PAULO	SP	205.156.179	28.208.599
ABN AMRO	SAO PAULO	SP	119.160.302	10.587.931
SANTANDER BANESPA	SAO PAULO	SP	102.125.938	7.975.612
UNIBANCO	SAO PAULO	SP	97.785.134	10.019.000
HSBC	CURITIBA	PR	58.265.728	4.111.914
CITIBANK	SAO PAULO	SP	30.755.195	3.188.754
MERCANTIL DO BRASIL	BELO HORIZONTE	MG	5.058.303	516.967
RURAL	BELO HORIZONTE	MG	1.809.355	263.463
Total			1.339.308.318	
Ativo Total Médio			121.755.302	

Valores expressos em reais

Fonte: Febraban⁶⁷

A.1 - Cadeias de Markov

As cadeias de Markov envolvem um tipo especial de processo estocástico de tempo discreto, cujo estudo tem ganhado importância em diferentes ramos das ciências sociais, administrativas e mesmo as biológicas. Isto se deve a necessidade cada vez maior destas ciências de se aproximarem de modelos matemáticos que possibilitem alguma avaliação quantitativa.

A propriedade de Markov, chamada assim em homenagem ao matemático Andrei Andreyevich Markov⁶⁸, é a de que os estados anteriores são irrelevantes para a predição dos estados seguintes, desde que o estado atual seja conhecido. Assim, em uma cadeia de Markov, a projeção do estado subsequente depende exclusivamente do estado atual do processo.

Os processos markovianos são modelados por meio de sistemas de transição de estados. Os estados são representados em termos de seus vetores probabilísticos que

⁶⁷ <http://www.febraban.org.br/Arquivo/Servicos/Dadosdosetor/2007/item13.asp>

⁶⁸ Mais informações ver A.A. Markov. "Extension of the limit theorems of probability theory to a sum of variables connected in a chain", reimpresso no Apêndice B de: R. Howard. *Dynamic Probabilistic Systems, volume 1: Markov Chains*. John Wiley and Sons, 1971.

podem variar no espaço temporal e as transições entre estados são probabilísticas e dependem apenas do estado presente. Uma cadeia de Markov pode ser representada por:

$$\Pr(X_{t+1} = i_{t+1} / X_t = i_t, X_{t-1} = i_{t-1}, \dots, X_1 = i_1, X_0 = i_0) = \Pr(X_{t+1} = i_{t+1} / X_t = i_t) \quad (30)$$

A forma acima afirma que a distribuição de probabilidade do estado no tempo $t + i$ depende do estado do tempo t e não depende dos estados pelos quais a cadeia passou até alcançar t no tempo t . Também é possível inferir que para todos os estados i e j e todo t , $\Pr(X_{t+1} = i_{t+1} / X_t = i_t)$ é independente de t . Assim,

$$\Pr(X_{t+1} = i_{t+1} / X_t = i_t) = p_{ij}, \quad (31)$$

onde p_{ij} é a probabilidade de que o sistema estará num estado j no tempo $t + 1$ considerando que estivesse no estado i no tempo t . Se o sistema se move de um estado para outro durante um período, diz-se que ocorreu uma transição. Então:

$$p_{ij} = \Pr(A / B), \quad (32)$$

onde A = evento do sistema no estado i no tempo t e

B = evento do sistema no estado j no tempo $t + 1$

Em geral, os p_{ij} são chamados de probabilidades de transição nas cadeias de Markov. De fato, p_{ij} é a probabilidade de ocorrer uma transição do estado i para o estado j . Ao considerar-se uma cadeia de Markov composta de 4 estados, a matriz de probabilidade de transição pode ser escrita como:

$$P = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & P_{1,3} & P_{1,4} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & P_{2,3} & P_{2,4} \\ P_{3,1} & P_{3,2} & P_{3,3} & P_{3,4} \\ P_{4,1} & P_{4,2} & P_{4,3} & P_{4,4} \end{bmatrix}.$$

Daí, em uma cadeia de Markov com a matriz de transição $P = [p_{ij}]$, a probabilidade de transição do estado i para o estado j em n períodos de tempo denota-se por p_{ij}^n . Assim,

$$P^n = [p_{ij}^n]. \quad (33)$$

A matriz $P^n = [P_{ij}^n]$ obtida denomina-se matriz de transição de n fases da cadeia de Markov.

Dado que o estado inicial (tempo 0) do sistema seja i , a probabilidade de que o sistema esteja no estado j no tempo n é p_{ij}^n . Essa probabilidade pode ser determinada usando-se as potências da matriz de transição P . Suponha, entretanto, que o estado inicial não seja conhecido, e que somente as várias probabilidades de o sistema estar em um particular estado no tempo 0 estão disponíveis. Para cada $n > 0$, seja v_j^n a probabilidade de que uma cadeia de Markov esteja no estado j , no tempo n . Em particular, então v_j^0 representa a probabilidade de que a cadeia de Markov esteja inicialmente no estado j . Se a cadeia de Markov tem N estados, consideram-se os seguintes vetores linha de comprimento N :

$$v^n = [v_1^n, v_2^n, \dots, v_N^n] \quad (34)$$

O vetor v^n representa a distribuição da cadeia de Markov no tempo e o vetor v^0 representa a distribuição inicial da cadeia de Markov.

Por fim, uma cadeia de Markov com distribuição inicial v^0 e a matriz de transição P terá a distribuição da cadeia de Markov a qualquer tempo é dada por:

$$v^n = v^0 \cdot P^n \quad (35) \square$$

Apêndice A. 2 – Previsão para o ano de 2005

Considerando os dados do período de janeiro de 2002 a dezembro de 2004, foi extraída a matriz transição, como representada na tabela 20, a partir da equação (36):

$$P_{i,j} = \frac{E_i}{E_j} \quad (36)$$

Tabela 20
Matriz de Transição 2002 - 2004

	R\$ x 1000	E1	E2	E3	E4
E1	$X \leq 100$	0,650	0,556	0,333	1,000
E2	$100 < X \leq 200$	0,150	0,333	0,333	0,000
E3	$200 < X \leq 300$	0,150	0,111	0,333	0,000
E4	$X > 300$	0,050	0,000	0,000	0,000

Admitindo-se a matriz estado para o ano de 2004 (ano anterior ao da previsão - 2005), que é gerada a partir da equação (37). A tabela 21 apresenta os resultados para a matriz estado de 2004.

$$E_{i,1} = \frac{E_i}{12}. \quad (37)$$

Tabela 21
Matriz Estado 2004

E1	0,5000
E2	0,0833
E3	0,3333
E4	0,0833

Multiplicando-se a matriz transição pela matriz estado, representadas pelas Tabela 21 e 20, respectivamente, obtém-se a matriz estado para o ano de 2005 (tabela 22).

Tabela 22
Matriz Estado 2005

E1	0,5657
E2	0,2139
E3	0,1954
E4	0,0250

Calcula-se a média aritmética das perdas para cada estado i (equação (38)), multiplicando-as pelo fator de cada estado i da matriz estado de 2005 e por 12 (número de meses do ano), gera-se a perda esperada para cada estado i em 2005. O somatório dessas perdas representa a perda total em roubos para o ano de 2005. A tabela 23 expõe esses resultados.

$$PM_i = \frac{\sum P_i}{NP_i}. \quad (38)$$

Tabela 23
Perda esperada em 2005(em R\$)

Estado	Média Aritmética	
	das Perdas	Perda Esperada
E1	34.221,75	232.327,66
E2	145.423,33	373.253,22
E3	246.666,67	578.296,30
E4	534.700,00	160.410,00
Total		1.344.287,18

Apêndice A.3 – Previsão para o ano de 2006

Considerando-se os dados do período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005, foi extraída a matriz transição, como representada na tabela 24, a partir da equação (36):

Tabela 24
Matriz Transição 2002 - 2005

	R\$ x 1000	E1	E2	E3	E4
E1	$X \leq 100$	0,690	0,600	0,286	1,000
E2	$100 < X \leq 200$	0,103	0,300	0,429	0,000
E3	$200 < X \leq 300$	0,138	0,100	0,286	0,000
E4	$X > 300$	0,069	0,000	0,000	0,000

Admitindo-se a matriz estado para o ano de 2005 (ano anterior ao da previsão - 2006), que é gerada a partir da equação (30). A tabela 25) apresenta os resultados para a matriz estado de 2004.

Tabela 25
Matriz Estado 2005

E1	0,7500
E2	0,0833
E3	0,0833
E4	0,0833

Multiplicando-se a matriz transição pela matriz estado, representadas pelas tabelas 24 e 25, respectivamente, obtém-se a matriz estado para o ano de 2006 (tabela 26).

Tabela 26
Matriz Estado 2006

E1	0,6744
E2	0,1383
E3	0,1356
E4	0,0517

Calcula-se a média aritmética das perdas para cada estado i (equação (31)), multiplicando-as pelo fator de cada estado i da matriz estado de 2006 e por 12 (número

de meses do ano), gera-se a perda esperada para cada estado i em 2006. O somatório dessas perdas representa a perda total em roubos para o ano de 2005. A tabela 27 expõe esses resultados.

Tabela 27
Perda esperada em 2006(em R\$)

Estado	Média Aritmética das perdas	Perda Esperada
E1	37.234,00	301.320,27
E2	148.181,00	245.922,06
E3	253.142,86	411.887,12
E4	538.611,00	334.310,28
Total		1.293.439,73

Apêndice A.4 – Previsão para o ano de 2007

Devido à má qualidade dos dados no ano de 2006, optou-se por usar a estratégia de elevar a matriz transição ao quadrado para estimar-se a perda total por roubo das agências bancárias do banco BFC no ano de 2007. Os dados utilizados na análise compreenderam o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005.

Considerando-se os dados do período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005, foi extraída a matriz transição, como representado na tabela 24. Essa matriz foi elevada ao quadrado, objetivando-se estimar a perda para o ano de 2007. O resultado é apresentado na tabela 28.

Tabela 28
Matriz Transição 2002 - 2005 ao quadrado

	R\$ x 1000	E1	E2	E3	E4
E1	$X \leq 100$	0,646068	0,622365	0,53582	0,689655
E2	$100 < X \leq 200$	0,161491	0,194926	0,280577	0,103448
E3	$200 < X \leq 300$	0,144879	0,14133	0,163899	0,137931
E4	$X > 300$	0,047562	0,041379	0,019704	0,068966

Multiplicando-se a matriz transição, elevada ao quadrado, pela matriz estado de 2005, representadas pelas tabelas 28 e 25, respectivamente, obtém-se a matriz estado para o ano de 2007 (Tabela 29).

Tabela 29
Matriz Estado 2007

E1	0,6385
E2	0,1607
E3	0,1456
E4	0,0465

Calcula-se a média aritmética das perdas para cada estado i (equação (31)), multiplicando-as pelo fator de cada estado i da matriz estado de 2007 e por 12 (número de meses do ano), gera-se a perda esperada para cada estado i em 2007. O somatório dessas perdas geradas representa a perda total em roubos para o ano de 2007. A tabela 30 apresenta esses resultados.

Tabela 30
Perda esperada para 2007(em R\$)

Estado	Média Aritmética das perdas	Perda Esperada
E1	37.234,00	285.303,59
E2	148.181,00	285.830,18
E3	253.142,86	442.257,45
E4	538.611,00	300.604,77
Total		1.313.995,99

Comparando-se o resultado encontrado para o ano de 2007 (R\$ 1.313.995,99) e o de 2006 (R\$ 1.293.439,73) é percebido uma ligeira alta de 1,5%.

Apêndice A.5 – Previsão para o ano de 2008

Considerando-se os dados do período de janeiro de 2002 a dezembro de 2005, foi extraída a matriz transição, como representado na tabela 24. Esta matriz foi elevada ao cubo, objetivando-se estimar a perda provável para o ano de 2008. Os resultados dessa operação são apresentados na tabela 31.

Tabela 31
Matriz Transição 2002 - 2005 ao Cubo

	R\$ x 1000	E1	E2	E3	E4
E1	$X \leq 100$	0,63142	0,62793	0,60441	0,64607
E2	$100 < X \leq 200$	0,17737	0,18343	0,20985	0,16149
E3	$200 < X \leq 300$	0,14666	0,14572	0,14879	0,14488
E4	$X > 300$	0,04456	0,04292	0,03695	0,04756

Multiplicando-se a matriz transição, elevada à terceira potência, pela matriz estado de 2005, representadas pelas tabelas 31 e 25, respectivamente, obtém-se a matriz estado para o ano de 2008 (tabela 32).

Tabela 32
Matriz Estado 2008

E1	0,6301
E2	0,1658
E3	0,1466
E4	0,0440

Calcula-se a média aritmética das perdas para cada estado i (equação (31)) e multiplicando-as pelo fator de cada estado i da matriz estado de 2008 e por 12 (número de meses do ano), gera-se a perda esperada para cada estado i em 2008. O somatório dessas perdas geradas representa a perda total em roubos para o ano de 2008. A Tabela 33 apresenta esses resultados.

Tabela 33
Perda esperada para 2008(em R\$)

Estado	Média Aritmética das perdas	Perda Esperada
E1	37.234,00	281.531,65
E2	148.181,00	294.825,47
E3	253.142,86	445.351,37
E4	538.611,00	284.626,12
Total		1.306.334,62

Comparando-se o resultado de 2008 (R\$ 1.306.334,62) com o resultado da projeção para o ano de 2007 (R\$ 1.313.995,99) percebe-se uma ligeira queda de 0,5%, o que configura uma tendência de estabilização, como demonstra a Figura 5.

Apêndice A.6: Estimativa da Frequência de Perdas Esperada no ano de 2006

O cálculo da estimativa das perdas esperadas para o ano de 2006 é feito segundo o mesmo modelo utilizado para o cálculo da severidade esperada detalhada nos apêndices A.2 a A.5. Assim, as tabelas a seguir apresentam os dados da frequência das perdas nos anos de 2002 a 2005 agregados mensalmente (tabela 33); A matriz transição (tabela 34); a matriz estado (tabela 35); e a matriz de frequência esperada em 2006 (tabela 36).

Tabela 34
 Freqüência dos Eventos de Perda entre 2002 e 2005

MÊS/ANO	2002	2003	2004	2005
Janeiro	5	4	2	5
Fevereiro	4	3	1	5
Março	3	-	1	2
Abril	4	2	3	1
Mai	2	5	2	1
Junho	-	6	6	-
Julho	2	2	1	2
Agosto	9	1	2	2
Setembro	3	5	4	3
Outubro	3	2	-	2
Novembro	2	2	1	1
Dezembro	1	5	3	-
TOTAL	38	37	26	24

Tabela 35
Matriz de Transição 2002 - 2005

	Nº de eventos	E1	E2	E3	E4
E1	$X \leq 1$	0.429	0.429	0.143	0.154
E2	$1 < X \leq 2$	0.286	0.143	0.429	0.385
E3	$2 < X \leq 3$	0.143	0.071	0.143	0.231
E4	$X > 4$	0.143	0.357	0.286	0.231

Tabela 36
Matriz Estado 2005

E1	0.417
E2	0.333
E3	0.083
E4	0.167

Tabela 37
Freqüência esperada em 2006

Estado	Média Aritmética das ocorrências	Freqüência Esperada
E1	0.50	2.15
E2	1.50	4.80
E3	2.50	4.01
E4	4.77	13.79
Total		24.75

APÊNDICE B: Forma Funcional das Distribuições Estatísticas

B.1. Perdas ditas “Normais”

Tabela 38
Formas Funcionais das Distribuições Utilizadas na Pesquisa

Poisson (λ)	$f(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$
Binomial (n, p)	$f(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x}$
Binomial Negativa (s, p)	$f(x) = \binom{s+x-1}{x} p^s (1-p)^x$
Lognormal (μ, σ)	$f(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\log x)^2}{2}\right]$
Exponencial (β)	$f(x) = 1/\beta \exp[-x/\beta]$
Loglogístico (γ, β, α)	$f(x) = \frac{\alpha t^{\alpha-1}}{\beta(1+t^\alpha)^2}$ onde $t = \frac{x-y}{\beta}$
Pearson V (α, β)	$f(x) = \frac{1}{\beta\Gamma(\alpha)} \frac{e^{-\beta/x}}{(x/\beta)^{\alpha+1}}$
Gaussian Inversa (μ, λ)	$f(x) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\pi x^3}} e^{-\left[\frac{\lambda(x-\mu)^2}{2\mu^2 x}\right]}$
Burr (τ, β, ξ)	$f(x) = (\tau/\beta)x^{\tau-1} (1 + \xi x^\tau / \beta)^{-1/\xi-1}$

B.2. Perdas ditas “Extremas”

A metodologia POT (*Peaks Over Threshold*) da Teoria do Valor Extremo (EVT) está baseada em uma distribuição Pareto Generalizada (GPD). A GPD com nível de corte (*threshold*) u pode ser definida com apenas dois parâmetros: σ (parâmetro de escala) e ξ (parâmetro de forma). Sua função de densidade acumulada (CDF) pode ser expressa como:

$$F(y) = 1 - \left(1 + \frac{\xi}{\sigma} y\right)^{-1/\xi} \quad (39)$$

Em que o “valor excedente” y é calculado por $(x - u)$, desde que o conjunto X de valores de perda atenda a que $X > u$.

B.3- Testes de Ajuste

Tabela 39
Estatísticas dos Testes de Ajuste Utilizados

Qui-Quadrado (χ^2)	$\sum_{k=0}^n \frac{(nk - E_k)^2}{E_k}$
Kolmogorov-Smirnov (K-S)	$D_n = \max[F_n(x) - F(x)]$
Anderson-Darling (A-D)	$A_n^2 = \int_{-\infty}^{\infty} F_n(x) - F(x) ^2 \psi(x) f(x) dx$
Cramer Von Mises (CVM)	$W^2 = \sum F(x) - F_n(x) ^2 + \frac{1}{12n}$

Em que:

n = número de dados

k = número máximo de eventos de RO ocorridos por unidade de tempo

nk = frequência observada

E_k = frequência esperada

D_n = distância de K-S

$$F_n = \frac{n - k + 0,5}{n}$$

$F(x)$ = distribuição acumulada ajustada

$f(x)$ = função de densidade da distribuição ajustada

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

O resultado dos testes devem ser comparados aos respectivos valores críticos disponibilizados na tabela 39.

Tabela 40
Valores Críticos

Testes	Valor Crítico	Nível de Significância
Kolmogorov-Smirnov (K-S)	$1,07/\sqrt{n}$	20%
	$1,22/\sqrt{n}$	10%
	$1,36/\sqrt{n}$	5%
	$1,63/\sqrt{n}$	1%
Anderson-Darling (A-D)	0,124	5%
	0,174	1%
Cramer Von Mises (CVM)	0,757	5%
	0,050	1%

Apêndice C

Apêndice C.1 – Seguros incompletos

Considere que x seja a porcentagem da perda segurada pela firma. Assim, o novo valor do prêmio I^* é dado por:

$$(C.1.1) \quad I^* = \left(\frac{xL(1-Q)}{1+R} \right). \quad (40)$$

Considerando-se a estratégia (C, C), foi inserido no valor dos dividendos o termo $[L(1-x)(1-Q)]$ que representa a parte da perda não segurada. Assim, os dividendos são calculados como:

$$(C.1.2) \quad S_{0,99}^1 = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d) - [L(1-x)(1-Q)]}{1+r}. \quad (41)$$

Substituindo (A.1) em (A.2) encontra-se,

$$(C.1.3) \quad S_{0,99}^1 = \frac{\left(A - \left(\frac{xL(1-Q)}{1+R} \right) \right) (1+R) - D(1+d) - [L(1-x)(1-Q)]}{1+r}. \quad (42)$$

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - \left(\frac{xL(1-Q)}{1+R} \right) (1+R) - D(1+d) - [L(1-x)(1-Q)]}{1+r} \quad (43)$$

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - xL(1-Q) - D(1+d) - [L(1-x)(1-Q)]}{1+r} \quad (44)$$

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - L(1-Q)(x+1-x) - D(1+d)}{1+r} \quad (45)$$

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - L(1-Q) - D(1+d)}{1+r}. \quad (46)$$

O resultado da equação acima é semelhante àquele obtido para o seguro total (vide (22)).

No caso de seguro total, $I^* = \left(\frac{L(1-Q)}{1+R} \right)$. Fazendo-se a substituição de I^* em

(C.1.2) encontra-se o mesmo resultado expresso por (C.1.3), isto é,

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - \left(\frac{L(1-Q)}{1+R} \right) (1+R) - D(1+d)}{1+r}, \quad (47)$$

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)] - L(1-Q) - D(1+d)}{1+r}. \quad (48)$$

Fazendo-se uso do mesmo procedimento, observa-se que o resultado obtido também é válido para a estratégia (C, NC). Logo, pode-se afirmar que a presença de seguros incompletos não alteram os resultados das estratégias (C, C) e (C, NC). É importante notar que para os demais casos, as estratégias não serão alteradas, pois as instituições financeiras não contratam o seguro.

Apêndice C.2 - Valores de d^* e I^* para dado Q

Considerando o valor presente dos depósitos (D_{pv}) equivalente à

$$D_{pv} = \frac{D(1+d)}{(1+r)} = 175,14 \left(\frac{1+0,13}{1+0,15} \right) = 172,10, \quad (49)$$

o valor presente dos depósitos (D_{pv}) em relação à probabilidade de ocorrência do risco operacional (Q) e do valor de d^* é dado por

$$D_{pv} = \frac{D(1+d^*)Q + [A(1+R) - L](1-Q)}{1+r}. \quad (50)$$

Isolando d^* e substituindo D_{pv} por $\frac{D(1+d)}{(1+r)}$ encontra-se

$$d^* = \frac{D(1+d) - [A(1+R) - L](1-Q)}{DQ} - 1. \quad (51)$$

Admitindo-se $Q=0,99$, ou seja, considerando 1% de probabilidade da ocorrência da perda, d^* é igual a

$$d^* = \frac{175,14(1+0,13) - [192,55(1+0,18) - 96,27](1-0,99)}{175,14 \cdot 0,99} - 1 = 13,39. \quad (52)$$

Ponderando o valor máximo que o acionista aceitaria pagar pelo prêmio (I) para contratar o seguro, com um Q de 0,99, então

$$I^* = \left(\frac{L(1-Q)}{1+R} \right) = \left(\frac{96,27(1-0,99)}{1+0,18} \right) = 0,8159. \quad (53)$$

Apêndice C.3 – Matriz payoff

Caso em que os acionistas (jogador 1) contratam o seguro (C) e os depositantes (jogador 2) acreditam que o seguro foi contratado (C).

$$S_{0,99}^1 = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d)}{1+r} = \frac{(192,55 - 0,8159)(1+0,18) - 175,14(1+0,13)}{1+0,15}$$

$$= 24,63; e \quad (54)$$

$$D_{pv} = \frac{D(1+d)}{1+r} = \frac{175,14(1+0,13)}{1+0,15} = 172,10. \quad (55)$$

Caso em que os acionistas contratam o seguro (C), mas os depositantes não acreditam que ele foi contratado (NC):

$$S_{0,99}^1 = \frac{(A-I)(1+R) - D(1+d^*)}{1+r} = \frac{(192,55 - 0,8159)(1+0,18) - 175,14(1+0,1339)}{1+0,15}$$

$$= 24,04; e \quad (56)$$

$$D_{pv} = \frac{D(1+d^*)}{1+r} = \frac{175,14(1+0,1339)}{1+0,15} = 172,69. \quad (57)$$

Caso em que os acionistas não contratam o seguro (NC) e os depositantes acreditam que ele foi contratado (C):

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)Q] - [D(1+d)Q]}{1+r} = \frac{[192,55(1+0,18)0,99] - [175,14(1+0,13)0,99]}{1+0,15}$$

$$= 25,21; e \quad (58)$$

$$D_{pv} = \frac{[D(1+d)Q]}{1+r} = \frac{[175,14(1+0,13)0,99]}{1+0,15} = 170,38. \quad (59)$$

Caso em que os acionistas não contratam o seguro (NC) e os depositantes saibam que ele não foi contratado (NC):

$$S_{0,99}^1 = \frac{[A(1+R)Q] - [D(1+d^*)Q]}{1+r} = \frac{[192,55(1+0,18)0,99] - [175,14(1+0,1339)0,99]}{1+0,15}$$

$$= 24,63; e \quad (60)$$

$$D_{pv} = \frac{[D(1+d^*)Q]}{1+r} = \frac{[175,14(1+0,1339)0,99]}{1+0,15} = 170,96. \quad (61)$$

Assim, as utilidades esperadas dos acionistas são dadas por:

$$u_1(C,C) = 24,63 \quad u_1(C,NC) = 24,04$$

$$u_1(NC,C) = 25,21 \quad u_1(NC,NC) = 24,63.$$

Enquanto que as utilidades esperadas dos depositantes são:

$$u_2(C,C) = 172,10 \quad u_2(C,NC) = 172,69$$

$$u_2(NC,C) = 170,38 \quad u_2(NC,NC) = 170,96.$$