



Universidade de Brasília

Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas

Departamento de Administração

ALESSANDRO COCCHIERI LEITE CHAVES

**Mensuração do Risco Operacional nas Instituições Financeiras
Através do LDA**

Brasília – DF

2014

ALESSANDRO COCCHIERI LEITE CHAVES

**Mensuração do Risco Operacional nas Instituições Financeiras
Através do LDA**

Monografia apresentada ao Departamento de Administração como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Administração.

Orientador: Prof., Doutor, Herbert Kimura.

Brasília – DF

2014

Dedico esse trabalho aos meus familiares, por todo apoio e incentivo empenhados. Mãe, seu sacrifício e seu infinito amor são fatores determinantes para que eu conseguisse vencer até aqui. Pai, seu esforço e seus conselhos me inspiram e transmitem segurança. Irmão, sua companhia me traz felicidade e verdadeira amizade.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu orientador Herbert Kimura, por toda atenção e todo profissionalismo dedicados ao desenvolvimento desse trabalho. Aos meus professores Ivan Ricardo Gartner, e Pedro Henrique Melo Albuquerque, que, além de me apoiarem, me despertaram grande interesse por Finanças, através de suas excelentíssimas aulas ministradas e de suas orientações. Aos meus avós, pais, tios, primos e irmão, por sempre se empenharem para a formação dessa bela família. A todos meus amigos e a minha namorada, por serem sempre ótimas companhias e me proporcionarem bons momentos. Por fim, e não mais importante, a Deus, no qual encontro meu descanso e propósito de vida.

RESUMO

Devido ao aumento de ocorrências de perdas financeiras e até mesmo falências, resultantes principalmente de fraudes internas e externas, falhas na gestão de processos e causas trabalhistas, uma nova classificação de risco passou a ganhar maior atenção das instituições financeiras e dos órgãos reguladores internacionais – o risco operacional. Para proporcionar maior segurança ao mercado financeiro, o *Bank for International Settlements* exigiu, através do Acordo de Basileia II, que as instituições financeiras realizassem cálculos de capital regulamentar capazes de cobrir possíveis perdas operacionais. Dessa forma, três abordagens de cálculo regulamentar foram indicadas por esse acordo: Abordagem do Indicador Básico, Abordagem Padronizada e Abordagem de Mensuração Avançada. O presente trabalho deu ênfase à última abordagem, pretendendo compreender o funcionamento do modelo avançado de mensuração interna *Loss Distribution Approach*, bem como avaliar os impactos que a seleção das distribuições de frequência e severidade utilizadas nesse modelo pode causar no cálculo do capital regulamentar bancário. A partir da análise dos resultados obtidos, verificou-se que a seleção das distribuições de frequência e severidade de perdas impacta de forma significativa o capital regulamentar calculado. Portanto, a recomendação feita através desse estudo é que as instituições financeiras criem diversos cenários de volume de capital regulamentar operacional, a partir das diferentes combinações entre as distribuições de frequência e severidade que melhor representam seus números e volumes de perdas, respectivamente. A partir da análise desses cenários, os gestores de risco poderão ter maior eficiência em sua tomada de decisão, referente ao valor destinado para cobrir perdas operacionais de sua instituição.

Palavras-chave: Risco Operacional; Loss Distribution Approach; Simulação de Monte Carlo; Value-at-Risk

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMA	Advanced Measurement Approach
ASA	Alternative Standardized Approach
BACEN	Banco Central do Brasil
BCBS	Basel Committee on Banking Supervision
BIA	Basic Indicator Approach
BIS	Bank for International Settlements
BL	Linhas de Negócio (Business Lines)
CMN	Conselho Monetário Nacional
CVaR	Conditional Value-at-Risk
EVT	Teoria dos Valores Extremos (Extreme Value Theory)
ET	Tipos de Eventos (Event Types)
LDA	Loss Distribution Approach
LDCE	Loss Data Collection Exercise
SMC	Simulação de Monte Carlo
VaR	Value-at-Risk

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
1.1	Contextualização	8
1.2	Formulação do Problema	9
1.3	Objetivo Geral	9
1.4	Objetivos Específicos.....	9
1.5	Justificativa	10
2	REFERENCIAL TEÓRICO	11
2.1	Risco em Instituições Financeiras	11
2.1.1	Acordo de Basileia I.....	11
2.1.2	Acordo de Basileia II.....	13
2.1.3	Acordo de Basileia III	14
2.2	Risco Operacional	15
2.2.1	Conceitos.....	15
2.2.2	Métodos de Mensuração e Alocação de Capital Regulamentar	17
2.2.2.1	Abordagem do Indicador Básico (BIA)	17
2.2.2.2	Abordagem Padronizada (TSA).....	18
2.2.2.3	Abordagem Avançada (AMA)	20
2.3	Loss Distribution Approach (LDA)	222
2.3.1	Introdução.....	22
2.3.2	Base de Dados	24
2.3.3	Frequência de Perda	25
2.3.4	Severidade de Perda	26
2.3.5	Distribuição de Perda Agregada.....	27
3	MÉTODOS E TÉCNICAS DE PESQUISA	29
3.1	Tipo e Descrição Geral da Pesquisa	29
3.2	Participantes do Estudo	29
3.3	Instrumento de Pesquisa.....	30
3.4	Procedimentos de Coleta e de Análise de Dados	31
3.4.1	Coleta	31
3.4.2	Análise de Dados.....	32
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	34
4.1	Combinação entre as Distribuições <i>Binomial Negativa</i> e <i>Lognormal</i>	34
4.2	Combinação entre as Distribuições <i>Binomial Negativa</i> e <i>Gumbel</i>	37

4.3	Combinação entre as Distribuições <i>Poisson</i> e <i>Gumbel</i>	40
4.4	Combinação entre as Distribuições <i>Poisson</i> e <i>Lognormal</i>	43
4.5	Comparação dos Volumes de Capital Regulamentar Exigidos para as Combinações Realizadas	45
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	47
	REFERÊNCIAS	Erro! Indicador não definido.
	APÊNDICES	53
	Apêndice A – Programação do Modelo LDA no R-Project.....	53

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Segundo Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007), risco operacional não é um conceito novo para as instituições financeiras. De acordo com esses autores, as perdas operacionais têm estado presentes por muitas décadas no balanço patrimonial dos bancos e sempre foram frequentes no dia-a-dia dessas instituições. No entanto, até recentemente o risco operacional era considerado como mera parte de “outros riscos”, ou seja, não era classificado como risco de crédito ou risco de mercado.

Nas duas últimas décadas o sistema financeiro internacional foi caracterizado por algumas tendências, como: globalização, desregulamentação, elevada inovação tecnológica e aumento significativo dos produtos financeiros. Tais tendências foram originadas, principalmente, devido ao aumento da exigência dos investidores por maiores rentabilidades (CHERNOBAI; RACHEV; FABOZZI, 2007).

Devido a esse fator, inúmeros desastres e falências bancárias por perdas operacionais (p.ex., Barings Bank, Daiwa Bank, Sumitomo Mitsui, etc.) ocorreram durante as últimas décadas, os quais demonstraram o grave prejuízo que o alto risco operacional pode causar às instituições (KING, 2001).

Como consequência dessas adversidades, o setor financeiro passou a reconhecer as fraudes internas, negociações desonestas, falhas em sistemas e similares como uma categoria de risco independente, na qual estavam presentes tipos de risco que não poderiam ser classificados como risco de crédito ou risco de mercado (MOOSA, 2007).

Portanto, de acordo com Cruz, Coleman e Salkin (1998), a partir desse novo contexto uma nova categoria, denominada risco operacional, passou a ganhar mais importância e atenção de instituições financeiras e órgãos reguladores.

Em 2004, o Comitê de Basileia de Supervisão Bancária divulgou o Novo Acordo de Capitais de Basileia (Basileia II), que obriga às instituições adotarem medidas quantitativas e qualitativas para minimizar impactos causados pelo risco operacional. Entre as medidas

quantitativas, há distintos modelos (básico, padronizado e avançado) sugeridos para mensurar o risco operacional. A implementação desses modelos de risco bancário é um grande desafio e segue um processo gradual de adoção por parte do sistema financeiro (BCBS, 2004).

1.2 Formulação do Problema

Diante do exposto, este estudo procurou, através de uma simulação realizada com o banco de dados presente no *Loss Data Collection Exercise 2002*, responder a seguinte questão: De que forma o modelo avançado de alocação *Loss Distribution Approach - LDA* é utilizado para calcular o capital regulamentar necessário para fazer frente às perdas operacionais bancárias e qual o impacto causado pela seleção das distribuições utilizadas nesse modelo?

1.3 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho foi realizar uma simulação de um modelo avançado de mensuração do risco operacional (*LDA*) para, dessa forma, compreender o funcionamento deste modelo, bem como avaliar os impactos que a seleção das distribuições de frequência e severidade utilizadas pode causar no cálculo do capital regulamentar bancário.

1.4 Objetivos Específicos

De forma a complementar o objetivo geral, este trabalho teve como objetivos específicos:

- Apresentar os principais tipos de riscos presentes nas instituições financeiras, por meio da análise dos acordos de Basileia;
- Explorar os conceitos de risco operacional;

- Apresentar as diferentes abordagens de mensuração e alocação de capital regulamentar para o risco operacional;
- Discorrer sobre o modelo do *Loss Distribution Approach*;
- Realizar uma simulação do *LDA*, utilizando diferentes linhas de negócio e combinações entre distribuições de frequência e severidade, tomando como base os parâmetros sugeridos por Moscadelli (2004).
- Calcular o capital regulamentar necessário, por meio do *Value-at-Risk* – *VaR*, identificando os impactos gerados pelas diferentes combinações entre distribuições de frequência e severidade de perda.

1.5 Justificativa

Dadas as novas exigências impostas pelo BCBS e pelos órgãos reguladores nacionais (Banco Central do Brasil, no caso do nosso país), o desenvolvimento e o aprimoramento de modelos de mensuração e alocação de capital regulamentar do risco operacional contribuem para a adequação das instituições financeiras ao novo contexto.

Segundo Mitra (2013), dentro das diversas abordagens de mensuração do risco operacional, a abordagem de mensuração avançada – que será detalhada no presente trabalho – é o método mais sofisticado dentre todas as medidas de risco operacional. Além disso, Chappelle *et al.* (2008) afirmam que, embora haja diversos modelos para a alocação de capital dentro da abordagem avançada, aquele mais recomendado às instituições financeiras é o *Loss Distribution Approach*.

Portanto, tendo em vista que o risco operacional é bastante relevante para o atual cenário das instituições financeiras no Brasil, e que o *LDA* é considerado o método mais recomendado para a avaliação desse tipo de risco, justificou-se o desenvolvimento deste trabalho.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Risco em Instituições Financeiras

No processo de gerenciamento de riscos há diversas classificações de risco conforme mencionado por Jorion (2006) e Crouhy, Dalai e Mark (2001). Porém, como o presente trabalho se restringe a instituições financeiras, optou-se por discorrer apenas sobre aqueles riscos mencionados nos acordos de Basileia, ou seja: risco de crédito, risco de mercado, risco operacional e risco de liquidez.

Os acordos de Basileia se referem às deliberações do Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS), ligado ao Banco de Compensações Internacionais (BIS). O BCBS é a principal referência internacional na definição de padrões seguros de regulação bancária e tem como objetivo fortalecer a regulação e a supervisão de bancos, com o intuito de promover a estabilidade financeira, Banco Central do Brasil [BACEN] (2004).

Até o momento foram realizados três acordos de Basileia, os quais são descritos nessa sessão.

2.1.1 Acordo de Basileia I

Em julho de 1988, foi celebrado o primeiro Acordo de Basileia (Basileia I), o qual estabeleceu a exigência de um nível mínimo de capital que as instituições financeiras deveriam ter para fazer frente às perdas associadas ao risco de crédito. No Brasil, o Basileia I foi adotado por meio da Resolução 2.099, de 17 de agosto de 1994 (BACEN, 2014).

Segundo o BCBS (1988), esse acordo tinha dois objetivos fundamentais. O primeiro era reforçar a solidez e a estabilidade do sistema bancário internacional. Já o segundo visava minimizar as desigualdades competitivas entre os bancos internacionalmente ativos, as quais se intensificaram pela falta de padronização das regras de exigência de capital mínimo impostas pelos diversos agentes reguladores nacionais.

Balthazar (2006) ressalta que para alcançar esses objetivos, o BCBS fez a utilização de três instrumentos: capital regulatório, fatores de ponderação de riscos de ativos e índice mínimo para cobertura do risco de crédito nas operações bancárias.

O capital regulatório se refere ao montante de capital próprio alocado para a cobertura de riscos, considerando os parâmetros definidos pelo regulador. O BCBS (1998) dividiu-o em duas classes: Tier 1 – que é o capital dos acionistas somado às reservas (lucros retidos) deduzidos do goodwill e dos investimentos em subsidiárias – e Tier 2 – que são reservas não publicadas, reservas de reavaliação, provisões gerais, instrumentos híbridos de capital e dívida subordinada (BALTHAZAR, 2006).

Já os fatores de ponderação de risco dos ativos são a exposição dos ativos (dentro e fora do balanço) ao risco de crédito, ponderada por diferentes pesos estabelecidos (que variam entre 0, 20, 50 e 100%), considerado o tipo de item patrimonial (BALTHAZAR, 2006).

Após definidos esses conceitos, pode-se, finalmente, obter o índice mínimo de capital para cobertura do risco de crédito (Índice de Basileia). Esse índice é o quociente entre o capital regulatório e os ativos (dentro e fora do balanço) ponderados pelo risco. Se o valor apurado for igual ou superior a 8%, o nível de capital do banco está adequado para a cobertura de risco de crédito (BCBS, 1988).

Segundo Crouhy, Dalai e Mark (2001), o Basileia I apresentou um grande avanço no gerenciamento de riscos, pois elevou os índices de capital, considerados como sendo muito baixos para aquela época de elevada instabilidade. No entanto, nesse acordo o BCBS focou unicamente no risco de crédito e ignorou outros tipos de riscos.

Por isso, o BCBS, por meio de uma emenda (BCBS, 1996), ampliou o acordo inicial para incluir requisitos mínimos de capital com base no risco de mercado que os bancos incorriam em suas contas de negociação (CROUHY; DALAI; MARK, 2001).

Portanto, com o Basileia I, os órgãos reguladores dos países que aderiram ao acordo ficaram sujeitos a implementar tais medidas para gerenciar o risco de crédito e de mercado. No Brasil, o CMN define ambos os riscos por meio das resoluções CMN nº 3721, de 30 de abril de 2009 e CMN nº 3464, de 26 de junho de 2007, respectivamente.

De acordo com a Res. CMN nº 3721/2009, risco de crédito é:

“a possibilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento pelo tomador ou contraparte de suas respectivas obrigações financeiras nos termos pactuados, à desvalorização de contrato de crédito decorrente da deterioração na classificação de risco do tomador, à redução de ganhos ou remunerações, às vantagens concedidas na renegociação e aos custos de recuperação” (BACEN, 2009, art. 2º).

Por sua vez, a Res. CMN nº 3464/2007 define risco de mercado como:

“a possibilidade de ocorrência de perdas resultantes da flutuação nos valores de mercado de posições detidas por uma instituição financeira” (BACEN, 2007, art. 2º).

2.1.2 Acordo de Basileia II

Em 2004, o BCBS publicou uma revisão do acordo de 1988, que ficou conhecida como Basileia II (BCBS, 2004). De acordo com o BCBS (2004), o Basileia II é menos prescritivo e mais complexo do que o Basileia I, pois oferece uma variedade de abordagens constituídas por metodologias analíticas mais sensíveis ao risco. De forma semelhante, Fontnouvelle *et al.* (2003) afirmam que o novo acordo é muito mais sensível ao risco, e exigindo mais detalhes do cálculo da exposição de risco nos bancos. Além desses avanços, o novo acordo introduz regulamentações para um novo tipo de risco: o risco operacional, descrito na sessão 2.2 deste trabalho.

Segundo Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) e Panjer (2006) o Basileia II se sustenta em três pilares:

Pilar 1 – Requerimento Mínimo de Capital – objetiva a formação do capital regulatório capaz de absorver as perdas causadas pelo risco de crédito, de mercado e pelo risco operacional. Para isso, o Comitê discorreu sobre várias abordagens e metodologias que podem ser utilizadas para quantificar riscos supracitados;

Pilar 2 – Revisão do Processo de Supervisão – tem como objetivo assegurar que os bancos sigam processos rigorosos, meçam as suas exposições ao risco corretamente, e tenham capital suficiente para cobrir os seus riscos. Portanto, esse pilar atribui às autoridades reguladoras a supervisão prudencial da adequação de capital e dos sistemas de gerenciamento de riscos internos dos bancos;

Pilar 3 – Disciplina de Mercado - tem o propósito de complementar os dois primeiros pilares. A disciplina de mercado serve como uma alavanca para reforçar a segurança e solidez do sistema bancário através de uma melhor divulgação dos níveis de capital e de exposições de risco. Tais divulgações ajudam os participantes do mercado a avaliarem a capacidade de solvência do banco, oferecendo, assim, maior transparência. Essa transparência é relevante, principalmente, quando os bancos têm autoridade para utilizar modelos internos específicos para avaliar seus próprios perfis de risco.

No Brasil, a adoção do Basileia II segue um processo gradual por meio de um cronograma de implementação das fases estabelecidas no Comunicado nº 12.746, de 9 de dezembro de 2004.

2.1.3 Acordo de Basileia III

Mais recentemente, em função da crise financeira de 2008, Comitê entendeu que era necessário reforçar o Basileia II, especialmente no que se refere à composição do capital mínimo exigido e também com relação à mensuração, à gestão e à supervisão do risco de liquidez (BCBS, 2010)

Para esse reforço, o Comitê redigiu um novo acordo, o qual passou a ser chamado de Basileia III. De acordo com o BCBS (2010), o objetivo dessa reforma foi melhorar a capacidade do setor bancário para absorver choques decorrentes de estresse financeiro e econômico, independentemente de sua fonte, reduzindo assim o risco de transbordamento do setor financeiro para a economia real.

Portanto, o Basileia III aborda um novo tipo de risco: o risco de liquidez. Segundo a Resolução CMN nº 4.090 de 24 de maio de 2012, risco de liquidez pode ser definido como:

“a possibilidade de a instituição não ser capaz de honrar eficientemente suas obrigações esperadas e inesperadas, correntes e futuras, inclusive as decorrentes de vinculação de garantias, sem afetar suas operações diárias e sem incorrer em perdas significativas; e a possibilidade de a instituição não conseguir negociar a preço de mercado uma posição, devido ao seu tamanho elevado em relação ao volume normalmente transacionado ou em razão de alguma descontinuidade no mercado” (BACEN, 2012, art. 2º).

No Brasil, o Basileia III, assim como o Basileia II, também está sendo adotado em um processo gradual. Seu cronograma foi estabelecido no Comunicado nº 20.615 de 17 de fevereiro de 2011.

2.2 Risco Operacional

Antes de mensurar qualquer tipo de risco, deve-se primeiramente conceituá-lo e compreender os fatores que o envolvem. Por isso, nesta sessão foi abordado inicialmente o conceito de risco operacional para, em seguida, descrever os métodos de alocação de capital regulamentar para esse risco.

2.2.1 Conceitos

Crouhy, Dalai e Mark (2001) relatam que risco operacional apresenta um conceito vago e confuso, uma vez que é difícil fazer uma distinção clara entre o risco operacional e as incertezas normais enfrentadas pela organização em suas operações diárias. Por isso, no passado, era bastante tentador definir o risco operacional como qualquer risco que não fosse classificado como risco de mercado ou risco de crédito. Rao e Dev (2006) argumentam que não era incomum, há alguns anos, considerar risco operacional como sendo um risco residual. Logo, tudo o que não era de risco de crédito ou risco de mercado seria, por definição, risco operacional.

Todavia, essa definição incerta do risco operacional, tratando-o como um item residual, faz com que sua mensuração seja difícil, bem como o seu impacto nas instituições e suas medidas preventivas. Buchelt e Unteregger (2004) relatam que a definição residual do risco operacional é pouco adequada para identificar precisamente o âmbito de sua aplicação, embora indique, até certo ponto, o que pode estar relacionado a este fator.

As primeiras definições de risco operacional apareceram na literatura de grandes órgãos e pesquisadores internacionais ainda na década de 1990, antes mesmo de o Comitê de Basileia adotar a sua definição oficial que é utilizada atualmente para fins de regulamentação. O Grupo dos Trinta (1993), por exemplo, definiu risco operacional como incerteza relativa a

perdas resultantes de sistemas ou controles inadequados, erro humano ou de gestão. Nesse mesmo raciocínio, acrescentando fontes externas ao conceito, Crouchy *et al.* (2001), sugeriram que o risco operacional é o risco de os eventos externos, ou as deficiências nos controles internos ou nos sistemas de informação, resultarem em uma perda, seja ela esperada ou não. Ademais, Jorion (2006) conceituou risco operacional como risco decorrente de erros e acidentes humanos e técnicos.

Finalmente, uma definição mais moderna a respeito de risco operacional apareceu pela primeira vez em uma empresa de gestão de riscos (Robert Morris Associates), definindo-o como a perda direta ou indireta resultante de inadequações e deficiências de processos internos, de pessoas e sistemas, ou de eventos externos (Moosa, 2007). Segundo este autor, o Comitê de Basileia inicialmente se baseou nessa definição quando redigiu o Basileia II, que considera risco operacional como “o risco de perda direta ou indireta resultante de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos, incluindo a possibilidade de perdas decorrentes do risco legal” (BCBS, 2001, p.94).

Contudo, a referência a “perdas indiretas” foi posteriormente eliminada com a finalidade de facilitar a quantificação do capital regulador, uma vez que estas perdas são difíceis para serem mensuradas. Sendo assim, o BCBS (2004, p.144) ajustou sua antiga definição passando a considerar risco operacional como “a possibilidade de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou de eventos externos, incluindo a possibilidade de perdas decorrentes do risco legal”.

Tal definição não ficou imune a questionamentos como, por exemplo, o de Hadjiemmanuil (2003), que criticou a definição do Comitê como sendo "opaca" e "ampla", porque não especifica os fatores componentes do risco operacional ou a sua relação com outras formas de risco. Segundo Hadjiemmanuil (2003), a definição deixa muitas perguntas sem respostas sobre a extensão exata de eventos de perda que podem ser atribuídos a falhas operacionais. Outra crítica vem de Thirlwell (2002), que argumenta que a definição do BCBS representa uma visão mensurável de risco operacional, mas não é boa se levarmos em consideração o que realmente leva os bancos a quebrar.

Como esse trabalho teve por objetivo a mensuração do risco operacional através de um modelo avançado, optou-se por adotar a definição do BCBS (2004) como referência de risco operacional.

2.2.2 Métodos de Mensuração e Alocação de Capital Regulamentar

Shevchenko (2010) afirma que o novo acordo de Basileia sugere três métodos de cálculo de capital regulamentar para fazer frente ao risco operacional, em grau crescente de sofisticação e sensibilidade ao risco: abordagem do indicador básico (BIA); abordagem padronizada (TSA) e abordagem avançada (AMA).

Alternativamente, Chernobai e Rachev (2004) relatam que, na realidade, são cinco os métodos possíveis: abordagem do indicador básico (BIA); abordagem padronizada (TSA); abordagem interna (IMA); abordagem do *Scorecard* (SCA) e; abordagem do *Loss Distribution Approach* (LDA).

Nesse trabalho, as abordagens (IMA), (SCA) e (LDA) – mencionadas acima – serão consideradas como tipos de abordagem avançada (AMA). Essas abordagens serão descritas a seguir.

2.2.2.1 Abordagem do Indicador Básico (BIA)

Na abordagem do indicador básico, de acordo com o BCBS (2004), o capital requerido para risco operacional é obtido pela multiplicação de um único indicador, o qual é o resultado bruto (*Gross Income*¹) médio positivo dos últimos três anos, por um percentual fixo (alfa) determinado pelo Comitê, que é de 15%. Segundo Mitra (2013), resultado bruto é escolhido como indicador de exposição para o risco operacional, pois é um indicador aproximado da escala de operações de negócios que, por sua vez, deve refletir a escala de exposição ao risco operacional.

O modelo BIA, portanto, pode ser expresso da seguinte maneira (BCBS, 2004):

$$K_{BIA} = [\sum(GI_{1...n} \times \alpha)]/n \quad (2.1)$$

¹ O *Gross Income* foi definido pelo Comitê da Basileia como sendo “a receita líquida de “operações que rendem juros” (net interest income) mais a receita líquida de “operações que não rendem juros” (net non-interest income). Pretende-se que essa medida seja: (i) bruta de quaisquer provisões; (ii) bruta de despesas operacionais, inclusive taxas pagas a fornecedores terceirizados de serviços; (iii) exclua os ganhos/perdas na venda de títulos do banking book; e (iv) exclua itens extraordinários ou irregulares, bem como receitas derivadas de operações com seguros (BCBS, 2004).

Onde K_{BIA} é a carga total de capital do BIA; GI é o resultado bruto anual, quando positivo, dos três últimos anos; n é o número de vezes que o resultado bruto é positivo nos três anos anteriores e; α , como visto anteriormente, é um parâmetro definido pelo Comitê, equivalente a 15%.

Caso o resultado bruto for negativo ou zero em algum dos três anos, o mesmo deve ser excluído do cálculo da média do resultado bruto (BCBS, 2004).

2.2.2.2 Abordagem Padronizada (TSA)

A abordagem padronizada, segundo Chapelle *et al.* (2004), refina sutilmente o BIA pois calcula o capital requerido para risco operacional com base na divisão do resultado bruto entre as respectivas linhas de negócio. Segundo a autora, nessa abordagem o Comitê distingue os diferentes níveis de risco operacional de acordo com o tipo de atividade realizada.

O Comitê da Basileia (BCBS, 2004) definiu oito linhas de negócios a serem utilizadas, tendo sido atribuído um percentual para cada uma das linhas de negócios (betas). Esse percentual varia de 12 a 18% (Tabela 2.1).

As linhas de negócios estabelecidas são: *corporate finance*, negociação e vendas, atividades de banco de varejo, atividades de banco comercial, pagamentos e liquidações, serviços de agência, administração de ativos e corretagens de varejo (BCBS 2004).

Tabela 2.1
Linhas de negócio e fatores beta

Linhas de Negócio (BL)	Fator Beta (β)
Corporate Finance (β_1)	18%
Negociação e Vendas (β_2)	18%
Banco de Varejo (β_3)	12%
Banco Comercial (β_4)	15%
Pagamentos e Liquidações (β_5)	18%
Serviços de Agência (β_6)	15%
Administração de Ativos (β_7)	12%
Corretagens de Varejo (β_8)	12%

Fonte: BCBS (2004)

Segundo Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007), o requisito de capital para cada linha de negócio é calculado multiplicando o resultado bruto pelo fator beta atribuído a essa linha de negócios. Assim, o beta serve como um *proxy* para a relação entre a experiência de perda operacional da instituição para uma dada linha de negócios, e o nível agregado de resultado bruto para aquela linha de negócio. Percebe-se que, nesse método, o resultado bruto é medido para cada linha de negócios, e não para a instituição como um todo.

O capital mínimo requerido, portanto, será obtido através do somatório da média das cargas de capital de cada linha de negócio, no período de três anos. Dado um ano qualquer, cargas negativas de capital derivadas do resultado bruto negativo, de qualquer linha de negócio, podem compensar cargas positivas de capital de outras linhas de negócios, sem limites. Todavia, se em determinado ano, o somatório das cargas de capital das linhas de negócios for negativo, o input para o numerador para aquele ano será zero (PANJER, 2006).

Logo, o modelo TSA é expresso da seguinte forma:

$$K_{TSA} = \left\{ \sum_{\text{anos } 1-3} \max [\sum(GI_{1-8} \times \beta_{1-8}), 0] \right\} / n \quad (2.2)$$

Onde K_{TSA} é a carga de capital sob o TSA; GI_{1-8} é o resultado bruto anual de um dado ano, como definido no BIA, para cada uma das oito linhas de negócios e; β_{1-8} é o percentual fixo (beta) definido pelo BCBS, relacionando o nível de capital requerido ao nível de resultado bruto para cada uma das oito linhas de negócios.

A critério do órgão supervisor nacional poderá ser utilizada uma abordagem padronizada alternativa (ASA). Nessa abordagem, a metodologia de carga de capital é a mesma do TSA, exceto para duas linhas de negócios (banco de varejo e banco comercial) (BCBS,2004). Para essas linhas de negócios, em lugar do resultado bruto, pode ser utilizado um indicador de volume. Tal indicador é tido como o valor médio dos últimos três anos das carteiras ativas de empréstimos e adiantamentos referentes a essas linhas de negócios, multiplicadas por um fator (m) de 0,035. Sobre esses produtos são aplicados os mesmos betas (β) estabelecidos pela abordagem padronizada, para cada linha de negócios. Os fatores para as demais linhas de negócios permanecem os mesmos.

2.2.2.3 Abordagem Avançada (AMA)

Enquanto as duas abordagens anteriores (método do indicador básico e a abordagem padronizada) definem o capital de risco operacional de um banco como uma fração pré-determinada de sua renda bruta, o AMA permite aos bancos desenvolverem seu próprio modelo de avaliação do capital regulatório (CHAPELLE *et al.*, 2008).

Por isso, a abordagem AMA é considerada uma abordagem *bottom-up*, pois sua carga de capital é estimada com base nos dados de perda interna de cada processo de negócio da própria instituição. Opostamente, as abordagens BIA e TSA são consideradas *top-down*, pois a carga de capital é alocada de acordo com um percentual fixo (determinado pelo Comitê) de um indicador de risco, *Gross Income* (RIPPEL; TEPLÝ, 2011; WANG *et al.*, 2012). Segundo Haubenstock e Hardin (2003, p.171), “a abordagem *bottom-up* é preferível devido ao fato de o processo de alocação de capital ser altamente subjetivo e devido à falta de um bom indicador de risco”. Da mesma forma, Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) argumentam que uma limitação da abordagem *top-down* é que ela não indica claramente a forma de gerir e controlar os resultados do modelo, e é por isso que a abordagem *bottom-up* é mais recomendável na prática.

De acordo com Mitra (2013), a abordagem avançada é o método mais sofisticado dentre todas as medidas de risco operacional. Chapelle *et al.* (2004) argumentam que essa abordagem abrange todos aqueles métodos de medição capazes de mensurar precisamente a exposição de cada linha de negócio de uma instituição financeira, para cada categoria de eventos de perda operacional. Igualmente, Shevchenko (2010) afirma que um banco com que pretenda usar o AMA deve obter a precisão dos modelos internos dentro das células de risco do Basileia II (oito linhas de negócio e sete tipos de risco).

Dessa forma, nessa abordagem os bancos devem quantificar as necessidades de capital de risco operacional para sete tipos de risco e oito linhas de negócio, resultando em um total de 56 células separadas (onde uma célula é uma combinação de uma linha de negócio com um tipo de evento) (BCBS 2004).

Portanto, além das oito linhas de negócio (BL) requeridas na abordagem TSA, os modelos da abordagem AMA devem levar em conta sete tipos de eventos (ET), como descrito na Tabela 2.2.

Tabela 2.2

Linhas de negócios e tipos de eventos

Linhas de Negócio (BL)	Tipos de Eventos (ET)
Corporate Finance	Fraudes internas
Negociação e Vendas	Fraudes externas
Banco de Varejo	Práticas empregatícias e segurança no ambiente de trabalho
Banco Comercial	Clientes, produtos e práticas de negócio
Pagamentos e Liquidações	Danos a ativos físicos
Serviços de Agência	Interrupção de negócios e falhas nos sistemas tecnológicos
Administração de Ativos	Execução, entrega e gestão de processos
Corretagens de Varejo	

Fonte: Schevchenko (2010)

Por fim, os modelos de mensuração avançada devem obedecer a alguns critérios exigidos pelo BCBS (2004), tais como:

- utilizar dados internos, dados externos relevantes, análise de cenários e fatores que refletem o ambiente de negócios e os sistemas de controle interno;
- a medida de risco utilizada para a carga de capital deve corresponder ao nível de confiança de 99,9% para o período de retenção de um ano;
- basear-se em dados de perdas internas com período mínimo de observação de cinco anos, exceto para aqueles bancos que acabaram de aderir ao AMA, aos quais serão concedidos uma janela de dados históricos de três anos.

2.3 Loss Distribution Approach (LDA)

Nessa sessão será descrito o modelo LDA – uma das abordagens de mensuração interna avançada do risco operacional – por meio da exploração de artigos e pesquisas. Inicialmente, foi apresentada uma introdução sobre o assunto e, em seguida, sua descrição foi dividida em quatro partes: banco de dados; distribuição da frequência; distribuição da severidade, e distribuição da perda agregada.

2.3.1 Introdução

Embora existam diversos modelos para a alocação de capital dentro da abordagem avançada, aquele que é considerado o mais popular é, de longe, o *Loss Distribution Approach* (CHAPELLE *et al.*, 2008).

O modelo LDA foi descrito detalhadamente e usado para calcular a alocação de capital econômico pela primeira vez por Frachot, Georges e Roncalli (2001). A partir de então, várias pesquisas foram desenvolvidas para lidar com o risco operacional através das variáveis do LDA.

Segundo Frachot, Georges e Roncalli (2001), o LDA é um modelo pelo qual o banco estima, através de seus dados internos, e para cada célula BL/ET, a distribuição da severidade e da frequência de perda, em determinado período de tempo. Com essas duas distribuições, o banco, em seguida, calcula a distribuição agregada da probabilidade de perda operacional. O capital regulamentar total necessário é a soma do *Value-at-Risk* de cada uma das distribuições agregada de perda das linhas de negócio.

De forma semelhante, Chapelle *et al.* (2008, p.1051) definem LDA como:

“uma técnica que consiste em estimar separadamente a distribuição de frequência de ocorrência de perdas operacionais e a distribuição de severidade para o impacto econômico das perdas individuais. A fim de obter a distribuição total de perdas operacionais, estas duas distribuições são, então, combinadas através da *n-convolução* da distribuição de severidade consigo mesma, em que *n* é uma variável aleatória, que acompanha a distribuição da frequência”.

Embrechts e Puccetti (2006) complementam essa definição considerando o LDA como um modelo atuarial robusto e ao mesmo tempo sensível ao risco.

Portanto, combinando os conceitos acima, pode-se inferir que o LDA é um modelo atuarial robusto e sensível ao risco que estima a distribuição dos dados de perda interna e externa. Para isso, o modelo combina duas distribuições: frequência de perda e gravidade de perda (severidade). Assim, com base em informações de prejuízos históricos coletados sobre uma matriz de oito linhas de negócios e sete eventos de risco, classificados pelo Comitê de Basileia, os bancos podem estimar suas respectivas distribuições de frequência e severidade de perda. Finalmente, depois de obtidas as duas distribuições, elas podem ser combinadas por meio de uma função de distribuição agregada, em que o capital destinado para alocação é obtido através do VaR operacional dessa última distribuição (WANG *et al.*, 2012).

Há vários aspectos quantitativos do modelo LDA discutidos na literatura. No entanto, a maioria dos autores afirma que esse modelo é constituído por basicamente três etapas. Dutta e Perry (2006), Fontnouvelle *et al.* (2006), Lu (2011) e Nešlehová, Embrechts e Chaves-Demoulin (2006), por exemplo, argumentam que, primeiramente, deve-se utilizar a distribuição de frequência da perda $p(Nt)$ para modelar o número de perdas Nt que podem ocorrer dentro de um determinado período de tempo t (geralmente um ano). Em segundo lugar, uma distribuição de severidade de perda $f(X_{i,t})$ deve ser utilizada para modelar o valor financeiro das perdas individuais $X_{i,t}$ que ocorrem durante o período t . Em terceiro lugar, uma distribuição agregada de perda é usada para modelar o montante das perdas agregadas Lt que uma empresa vai experimentar no horizonte de tempo escolhido.

Dessa forma, o modelo LDA utilizado para calcular a perda agregada total anual $L(i, j)$ para as linhas de negócios i ($i = 1, 2, \dots, r$) e para o tipos de eventos j ($j = 1, 2, \dots, s$) é geralmente dado por:

$$L(i, j) = \sum_{k=0}^{N(i, j)} X_k(i, j) \quad (2.3)$$

onde $N(i, j)$ é a variável aleatória que representa o número de eventos de perda em um ano para a linha de negócio i e tipo de evento j (frequência) e; $X_k(i, j)$ representa o valor financeiro da perda individual associada ao k -ésimo evento para linha de negócio i e tipo de evento j (severidade), assumindo $X_0(i, j) = 0$.

A distribuição de perda agregada total é obtida a partir das distribuições de frequência e severidade, utilizando a simulação de Monte Carlo ou uma técnica equivalente (p.ex., Panjer, Fast Fourier Transform) para agregá-las (SCHEVCHENKO, 2010).

2.3.2 Base de Dados

Para implementar o LDA, a instituição precisa de um banco de dados de perdas operacionais representativo, que permita estimar as distribuições de frequência e severidade de perda. Em princípio, isso pode ser feito utilizando a experiência de perdas do próprio banco, nas diferentes linhas de negócios, também chamada de dados de perdas internas. No entanto, Aue e Kalkbrener (2006) argumentam que, mesmo com processos robustos de coleta de dados internos, sempre haverá algumas linhas de negócio com dados insuficientes para permitir uma estimativa precisa do perfil de risco operacional.

Sendo assim, se reconhece que somente a utilização de dados internos não é suficiente para fornecer uma alocação de capital precisa, especialmente se tratando de eventos raros e de alta severidade. Segundo Schevchenko (2010), esta é a razão pela qual os dados internos devem ser complementados por outras fontes de dados, como: dados externos, e análise de cenários. Baud, Frachot e Roncalli (2002) e Shevchenko (2006) descreveram em detalhes como essas fontes são agregadas.

De acordo com Aue e Kalkbrener (2006), dados externos podem ser utilizados, para: complementar um conjunto de dados de perdas internas, modificar os parâmetros derivados dos dados de perdas internas e para melhorar a qualidade e credibilidade de cenários. Além disso, podem também ser utilizados para validar os resultados obtidos a partir dos dados internos ou para servir como benchmarking. Geralmente os dados externos estão disponíveis através de bases de dados de “*vendors*” (ex: Algo OpData, da IBM) e “*consortium data*” (ex: ORX).

A análise de cenários, por sua vez, é um processo realizado pelos bancos com a finalidade capturar eventos de alto impacto (severidade) que ainda não estão refletidos em dados internos ou externos. Ou seja, ela é necessária para preencher potenciais prejuízos graves que ainda não foram experimentados no passado. Normalmente, essa análise se dá através de workshops e modelos (como OpVantage) (AUE; KALKBRENER, 2006).

Como visto na Tabela 2.2, o BCBS (2004) sugeriu uma matriz padrão com sete tipos de risco e oito linhas de negócios (56 células) para facilitar a coleta e validação de dados entre as várias abordagens do AMA. Portanto, através dos dados de perda interna, de dados externos e de análises de cenários, os bancos devem alimentar essas células para, por meio delas, obter as distribuições de severidade e frequência de perda.

2.3.3 Frequência de Perda

No modelo LDA, a frequência de perdas significa o número de eventos de perda que ocorrem dentro de um determinado período de tempo.

Embora haja várias distribuições que podem ser utilizadas para estimar a frequência de perdas, autores como Aue e Kalkbrener (2006), Dutta e Perry (2006), Fontnouvelle *et al.* (2006) e Moscadelli (2004) relataram, por meios de seus estudos empíricos, que as mais recomendadas em modelos de LDA são a distribuição de Poisson e a distribuição binomial negativa.

De acordo com Panjer (2006), a função de probabilidade para a distribuição de Poisson pode ser descrita da seguinte forma:

$$p_k = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

Já a função da distribuição binomial negativa é dada por:

$$\Pr(N = k) = p_k = \binom{k+r-1}{k} \left(\frac{1}{1+\beta}\right)^r \left(\frac{\beta}{1+\beta}\right)^k, k = 0, 1, 2, \dots, r > 0, \beta > 0. \quad (2.5)$$

Frachot (2003) argumenta que a distribuição de Poisson é aquela que mais se adapta aos dados de frequência de perdas. Segundo esse autor, essa distribuição tem muitas características atraentes, como: ampla utilização na indústria de seguros para problemas de modelagem semelhantes aos riscos operacionais; precisa apenas de um parâmetro (λ) para ser totalmente descrita e; o valor deste parâmetro é simplesmente o número médio empírico de eventos de perda por ano.

Dutta e Perry (2006) afirmam que, embora a distribuição binomial negativa seja uma alternativa de dois parâmetros (maior flexibilidade) que permite diferenças na média e na variância da frequência (com média menor do que a variância), geralmente não há dados suficientes para estimá-la. Por isso, recomenda-se utilizar a distribuição de Poisson com valor de parâmetro igual ao número médio de eventos de perda por ano.

Portanto, devido à escassez de dados relativos à frequência de perdas nas instituições e visando à maior simplicidade e ao melhor ajustamento aos dados obtidos, a distribuição de Poisson é a mais aceita na literatura para distribuições de frequência de perdas.

2.3.4 Severidade de Perda

A severidade das perdas do risco operacional consiste na mensuração do volume financeiro de cada evento de perda, individualmente. Os dados da severidade são geralmente caracterizados por uma alta curtose, alta assimetria positiva, e uma cauda direita bastante alongada (pesada), gerada por vários eventos distantes (CHERNOBAI; RACHEV, 2006).

Segundo Dutta e Perry (2006), há diferentes técnicas que podem ser utilizadas para modelar a distribuição de severidade de perdas, sendo que as principais são: as distribuições paramétricas e o método *Extreme Value Theory* (EVT).

Distribuição paramétrica é um conjunto de funções de distribuição, em que cada membro é determinado por meio da especificação de um ou mais valores chamados parâmetros. O número de parâmetros é fixo e finito (PANJER, 2006).

Nas pesquisas empíricas sobre o LDA, diversas distribuições paramétricas contínuas foram testadas para modelar a severidade de perda (Exponencial, Weibull, Pareto, Loglogistic, Lognormal, Gama, Gumbel, G-and-h, Generalized Beta, Burr etc), as quais diferem pelo número de parâmetros e de acordo com o nível de assimetria e curtose (DUTTA; PERRY, 2006; FONTNOUELLE *et al.*, 2006; MOSCADELLI, 2004).

Shevchenko (2010) ressaltou que a distribuição paramétrica mais popular na literatura para modelar a severidade é a Lognormal. Além disso, Moscadelli (2004) e Lu (2011) identificaram, através de pesquisas empíricas, que a distribuição LogNormal é aquela que mais se ajusta aos dados de severidade das BLs. Distribuições com caudas muito pesadas

(Pareto) ou muito leves (Gama) foram rejeitadas em ambos os estudos, pois geraram valores de teste muito elevados e baixos, respectivamente.

A função da distribuição Lognormal é obtida por meio da função de distribuição normal, substituindo x por $\ln x$ (PANJER, 2006). Logo, sua função pode ser descrita como:

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (2.6)$$

Panjer (2006) também supôs que se α é um número inteiro, então a distribuição gama pode ser considerada como a distribuição da soma das variáveis aleatórias exponenciais de α . Dessa forma, a distribuição gama pode ser expressa como:

$$f(x) = \frac{(x/\theta)^\alpha e^{-x/\theta}}{x\Gamma(\alpha)} \quad (2.7)$$

Outra técnica para modelar severidade é a *Extreme Value Theory* (EVT). A EVT, sob a ótica de Rippel e Teplý (2011), é uma classe promissora de abordagens para a modelagem de risco operacional por sua capacidade de modelar instâncias de baixa frequência/alta severidade de perdas operacionais. Existem dois tipos principais de modelos em EVT: *Block Maxima Method* (BMM) e *Peak Over Threshold Method* (POTM).

Chernobai e Rachev (2006) reconhecem que Embrechts *et al.* (1997) foram os pioneiros em recomendar o uso do EVT para ajustar uma distribuição generalizada de Pareto (GPD) às perdas extremas superiores a um elevado patamar pré-especificado. Posteriormente, Cruz, Coleman e Salkin (1998), King (2001), Moscadelli (2004) e Nešlehová *et al.* (2006) utilizaram o EVT aplicado ao risco operacional em suas pesquisas.

2.3.5 Distribuição de Perda Agregada

A distribuição de perda total é obtida a partir das distribuições de frequência e severidade por meio de técnicas que permitem agregá-las, como por exemplo: simulação de Monte Carlo, *Panjer*, *Fast Fourier Transform* e aproximações baseadas em propriedades de distribuições subexponenciais. (AUE; KALKBRENER, 2006; SCHEVCHENKO, 2010).

Todas essas técnicas supracitadas permitem agregar as distribuições de frequência e severidade, porém a maioria dos autores optou por utilizar a Simulação de Monte Carlo em suas análises empíricas (CHAPELLE *et al.*, 2008; FONTNOUVELLE *et al.*, 2006; MOSCADELLI, 2004; SCHEVCHENKO, 2010; XIE; WU; HU, 2011).

A simulação Monte Carlo (SMC) é um método que utiliza o valor estatístico para calcular os parâmetros de um processo aleatório. No LDA, a SMC é utilizada para gerar uma distribuição de perda agregada total, a partir de amostragens repetidas das distribuições de frequência e severidade (HAUBENSTOCK; HARDIN, 2003).

Assim, a SMC escolhe aleatoriamente um número a partir da distribuição da frequência dos eventos de perda. Esse número selecionado é posteriormente utilizado para determinar a quantidade sorteios que a SMC realizará dentro da distribuição de severidade das perdas. Em seguida, as severidades sorteadas são somadas para gerar o valor da perda agregada no período. Este processo é repetido até que o número desejado de iterações seja executado. Os diversos valores de perda agregada obtidos irão compor a distribuição de perda agregada (HAUBENSTOCK; HARDIN, 2003; SCHEVCHENKO, 2010).

Segundo Wu *et al.* (2011), a simulação de Monte Carlo tem duas vantagens: (1) com essa técnica pode-se superar a desvantagem de falta de dados e obter dados mais precisos por meio da simulação e; (2) pelo fato de o resultado da SMC ser a distribuição contínua da quantidade total de perda do risco operacional, pode-se facilmente obter diferentes quartis, e, em seguida, usar o VaR para mensurar o risco da instituição.

Após a obtenção da distribuição das perdas agregadas com a SMC, a carga total de capital a ser alocada para cobrir as perdas de risco operacional é determinada através do *Value-at-Risk* desta distribuição. O VaR significa a perda operacional máxima que é esperada, em um horizonte de tempo definido, com determinado grau de confiança (AUE; KALKBRENER, 2006; CROUHY; DALAI; MARK, 2001; FONTNOUVELLE; ROSENGREN; JORDAN, 2004; FRACHOT *et al.*, 2001).

Com o intuito de complementar o VaR, pode ser utilizado também o *Conditional Value-at-Risk* (CVaR). Segundo Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007), o CVaR determina o volume de capital que se espera perder caso ocorra um evento na cauda direita da distribuição de perda agregada com valor superior ao do VaR. O volume de capital de perda esperado é simplesmente o valor médio das perdas que superam o VaR.

3 MÉTODOS E TÉCNICAS DE PESQUISA

3.1 Tipo e Descrição Geral da Pesquisa

Em relação à natureza da pesquisa, o presente estudo faz o uso da abordagem quantitativa. Isso por que para Creswell (2010), estudos quantitativos são aqueles em que o pesquisador objetiva testar um modelo, verificar uma teoria ou mensurar dados coletados através de técnicas estatísticas, desde as mais simples às mais complexas.

Já no que diz respeito aos objetivos gerais, esse presente estudo é classificado como uma pesquisa descritiva que, segundo Gil (2010), tem como propósito a descrição das características de determinada população, experiência ou fenômeno. Além disso, na pesquisa descritiva o assunto já é conhecido e a contribuição é tão somente proporcionar um novo detalhamento sobre esta realidade já existente.

Finalmente, como os dados de risco operacional bancário são geralmente sigilosos e, portanto, não fornecidos a terceiros, fez-se necessário a realização da coleta desses dados por meio de pesquisas bibliográficas, ou seja, os dados utilizados são de fonte secundária. Através desses dados obtidos, foi realizado o cálculo do capital regulamentar para o risco operacional bancário por meio da simulação do modelo LDA. Portanto, os métodos de pesquisa empregados foram a pesquisa bibliográfica e a simulação. Segundo Diehl e Tatim (2004), pesquisa bibliográfica é aquela desenvolvida a partir de material já elaborado (constituído principalmente de livros e artigos científicos) e é utilizada quando o contato com os dados almejados são difíceis ou restritos. Já a simulação é uma análise utilizada por meio de um modelo, validando-o ou fazendo uma projeção de eventos futuros (VICENTE, 2005).

3.2 Participantes do Estudo

Os participantes deste presente estudo foram extraídos da coleta realizada pelo *GRM* (Grupo de Gerenciamento de Risco), a qual deu origem à publicação do documento “*2002 Loss data collection exercise for operational risk*” (BCBS, 2003). Participaram dessa coleta 89

bancos, de 19 países distintos, com estruturas e tamanhos semelhantes, que informaram suas perdas operacionais sofridas ao longo do ano de 2001.

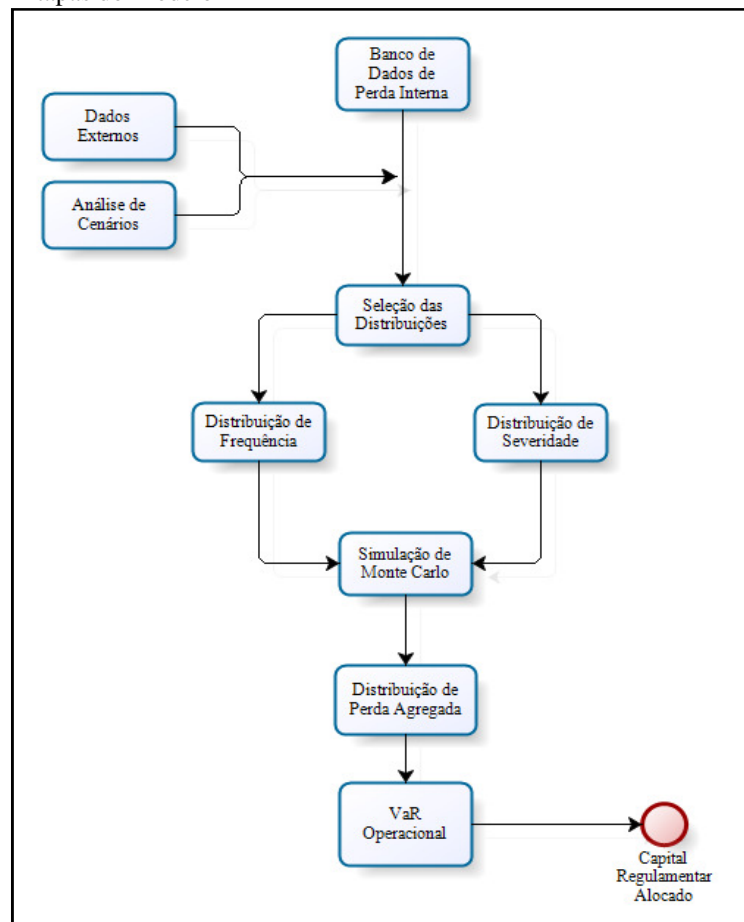
Como para a realização desse presente estudo foram consideradas as perdas de todos os 89 bancos, logo se trata de uma pesquisa censitária, envolvendo toda uma população.

3.3 Instrumento de Pesquisa

Para a consecução dos procedimentos necessários à elaboração deste estudo, foi utilizado um modelo avançado de mensuração do risco operacional denominado *Loss Distribution Approach*, o qual é composto pelos métodos de simulação de Monte Carlo e do *Value-at-Risk*, já descritos no referencial teórico.

A Figura 3.1 visa facilitar a compreensão do modelo LDA, exemplificando suas principais etapas e seus métodos envolvidos.

Figura 3.1
Etapas do Modelo LDA



Além desses instrumentos, foi necessário o uso dos softwares *R-Project* e *Microsoft Excel 2007*. O primeiro permitiu estimar valores aleatórios para simular as distribuições de frequência e severidade das perdas operacionais dos bancos em análise, bem como realizar a SMC a partir dos valores obtidos através dessas distribuições. O último auxiliou na elaboração de gráficos e na análise dos dados gerados no *R-Project*.

As programações realizadas no *R-Project* para a operacionalização do LDA foram demonstradas detalhadamente no Apêndice deste trabalho.

3.4 Procedimentos de Coleta e de Análise de Dados

3.4.1 Coleta

Como descrito na Figura 3.1, o primeiro passo para a realização da simulação do LDA consiste na obtenção de um banco de dados de perdas operacionais representativo, que permita estimar distribuições de frequência e severidade das perdas. Dessa forma, os dados de perda utilizados neste presente trabalho foram extraídos do documento “*LDCE 2002*” (BCBS, 2003). Participaram dessa coleta 89 bancos, de 19 países distintos e com estruturas e tamanhos semelhantes. Esse documento, elaborado pelo BIS, tinha como principal objetivo apresentar o número (frequência) e o volume (severidade) de perdas sofridos pelos bancos participantes durante o período de um ano. Os dados coletados foram distribuídos entre 8 linhas de negócios e 7 tipos de eventos de perda (BCBS, 2003).

Após obter o banco de dados de perdas operacionais, foi necessário estimar as distribuições de frequência e severidade que mais se aproximavam do comportamento real dessas perdas, bem como seus parâmetros. Para isso, foram coletados, também, os resultados obtidos por Moscadelli (2004) em sua pesquisa. A partir dos dados de perda divulgados pelo BCBS (2003), Moscadelli (2004) estimou os parâmetros para as distribuições de frequência – *Poisson* e *Binomial Negativa* – e para as distribuições de severidade – *Gumbel* e *Lognormal* – para cada uma das 8 linhas de negócio. Os parâmetros encontrados por Moscadelli (2004), para cada uma dessas distribuições, são descritos nas Tabelas 3.1 e 3.2.

Tabela 3.1
Parâmetros das distribuições de severidade para cada BL

Linhas de Negócio	Distribuição Lognormal		Distribuição Gumbel	
	μ	σ	μ	σ
BL1 (Corporate Finance)	3,58	1,71	93,96	602,30
BL2 (Negociação e Vendas)	3,64	1,27	51,76	185,25
BL3 (Banco de Varejo)	3,17	0,97	25,63	58,80
BL4 (Banco Comercial)	3,61	1,41	48,30	203,53
BL5 (Pagamentos e Liquidações)	3,37	1,10	35,86	109,93
BL 6 (Serviços de Agência)	3,74	1,28	54,82	181,19
BL 7 (Administração de Ativos)	3,79	1,28	56,78	153,72
BL 8 (Corretagens de Varejo)	3,58	1,08	41,03	93,51

Fonte: Moscadelli (2004)

Tabela 3.2
Parâmetros das distribuições de frequência para cada BL

Linhas de Negócio	Distribuição Binomial Negativa		Distribuição Poisson
	μ	σ	μ
BL 1 (Corporate Finance)	0,59	0,04	12,67
BL 2 (Negociação e Vendas)	0,45	0,01	74,45
BL 3 (Banco de Varejo)	-	-	347,45
BL 4 (Banco Comercial)	0,52	0,01	43,90
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	0,61	0,02	32,00
BL 6 (Serviços de Agência)	0,47	0,01	35,03
BL 7 (Administração de Ativos)	0,60	0,03	20,02
BL 8 (Corretagens de Varejo)	0,34	0,00	75,55

Fonte: Moscadelli (2004)

A partir dos parâmetros listados nas Tabelas 3.1 e 3.2, foi possível estimar as distribuições de severidade e frequência de perda e, posteriormente, gerar a distribuição de perda agregada para cada uma das linhas de negócio. Como a BL 3 não teve seus parâmetros listados devido à baixa performance por eles apresentada, ela foi descartada da análise.

3.4.2 Análise de Dados

Para a análise de dados do estudo, foram realizadas diferentes combinações entre distribuições de frequência e severidade de perda para, dessa forma, avaliar o impacto que a seleção das distribuições pode causar no valor do capital regulamentar exigido. As combinações realizadas para cada linha de negócio foram:

- *Binomial Negativa* (frequência) com *Lognormal* (severidade);
- *Binomial Negativa* (frequência) com *Gumbel* (severidade);
- *Poisson* (frequência) com *Gumbel* (severidade) e;
- *Poisson* (frequência) com *Lognormal* (severidade).

Após a geração dos quatro tipos de distribuições de perda agregada, resultantes da simulação Monte Carlo com as distribuições acima, foram calculados o *Value at Risk* (VaR) – com o objetivo de determinar o montante de perda operacional nos intervalos com 90, 95, 99 e 99,9% de confiança – e o *Conditional Value at Risk* (CVaR) – com a finalidade de calcular o valor médio das perdas superiores ao VaR – para cada uma das distribuições de perda agregada, nos diversos cenários propostos (exceto para a BL 3). Tal procedimento foi sugerido por autores como Aue e Kalkbrener (2006), Fontnouvelle, *et al.* (2004) Frachot *et al.* (2001), entre outros.

Ademais, foram realizadas 5.000 simulações para cada uma das distribuições de perda agregada, ou seja, cada uma das distribuições agregadas contém 5.000 valores agregados de perdas distintos simulados. Segundo Schevchenko (2010), esse número de simulações é suficiente para obter valores agregados de perda confiáveis.

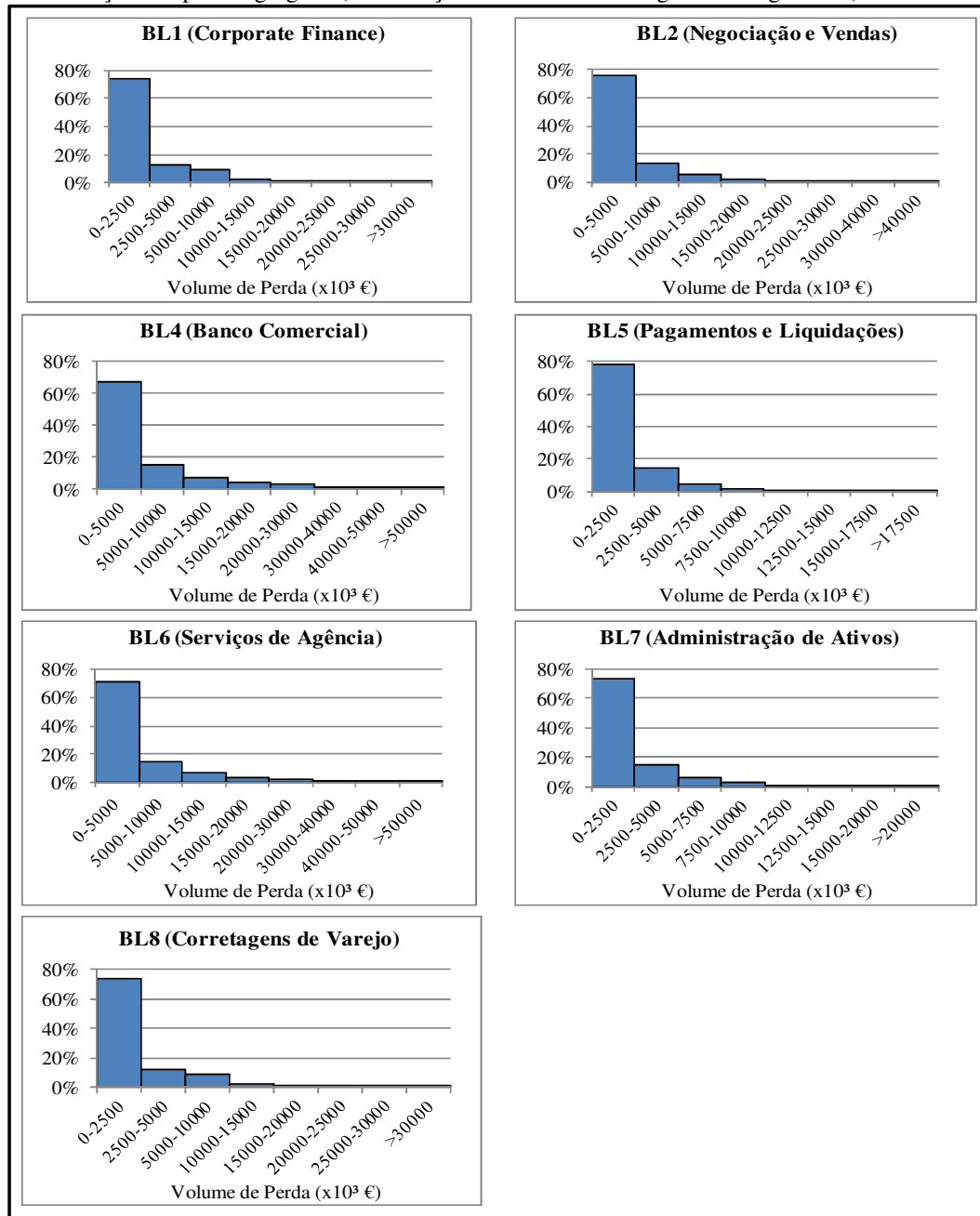
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Combinação entre as Distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal*

A Figura 4.1 apresenta os gráficos da distribuição de perda agregada obtida pela combinação entre a distribuição *Binomial Negativa* (frequência) e *Lognormal* (severidade), para cada uma das BLs, levando em consideração os parâmetros selecionados.

Figura 4.1

Distribuições de perda agregada (combinação entre Binomial Negativa e Lognormal)



Observa-se pela Figura 4.1, que todas as distribuições de perda agregada para as sete linhas de negócios são altamente assimétricas, com desvio para o lado esquerdo, indicando que as menores perdas apresentam as maiores frequências, e vice-versa. Tal comportamento, referente à assimetria da distribuição de perda agregada, foi também observado por autores, como Chapelle *et al.* (2008), Frachot (2001), Moscadelli (2004), Duta e Perry (2007) entre outros.

Os valores de VaR e CVaR para cada uma das distribuições de perda agregada da Figura 4.1 são resumidos nas Tabelas 4.1 e 4.2, respectivamente. Tais valores foram semelhantes aos obtidos por Moscadelli (2004) em sua pesquisa.

Tabela 4.1

VaR das distribuições de perda agregada (Binomial Negativa e Lognormal)

Linhas de Negócio	VaR (10 ³ €)			
	90%	95%	99%	99.9%
BL 1 (Corporate Finance)	6.066,56	9.047,87	16.462,75	27.759,62
BL 2 (Negociação e Vendas)	10.629,24	16.042,74	28.426,47	43.821,49
BL 4 (Banco Comercial)	14.292,90	19.980,20	34.524,92	52.696,89
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	4.274,14	5.958,94	10.227,69	16.148,65
BL 6 (Serviços de Agência)	12.344,66	17.749,20	31.187,45	50.573,95
BL 7 (Administração de Ativos)	5.336,12	7.381,01	11.851,54	19.636,69
BL 8 (Corretagens de Varejo)	6.335,22	9.459,31	17.143,96	27.879,51
TOTAL	59.278,83	85.619,27	149.824,78	238.516,80

Tabela 4.2

CVaR das distribuições de perda agregada (Binomial Negativa e Lognormal)

Linhas de Negócio	CVaR (10 ³ €)			
	90%	95%	99%	99.9%
BL 1 (Corporate Finance)	10.725,12	14.057,66	21.870,46	35.730,05
BL 2 (Negociação e Vendas)	18.375,40	23.758,92	36.331,62	52.143,34
BL 4 (Banco Comercial)	23.172,51	29.497,82	44.157,26	66.045,92
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	6.777,07	8.568,57	12.623,71	17.992,84
BL 6 (Serviços de Agência)	20.009,88	25.704,71	38.974,13	61.845,08
BL 7 (Administração de Ativos)	8.304,63	10.381,43	15.115,36	24.212,57
BL 8 (Corretagens de Varejo)	10.941,36	14.239,53	22.018,17	34.368,10
TOTAL	98.305,97	126.208,65	191.090,71	292.337,89

Em relação aos valores de VaR, listados na Tabela 4.1, verificou-se que, caso determinado banco utilizasse a combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e

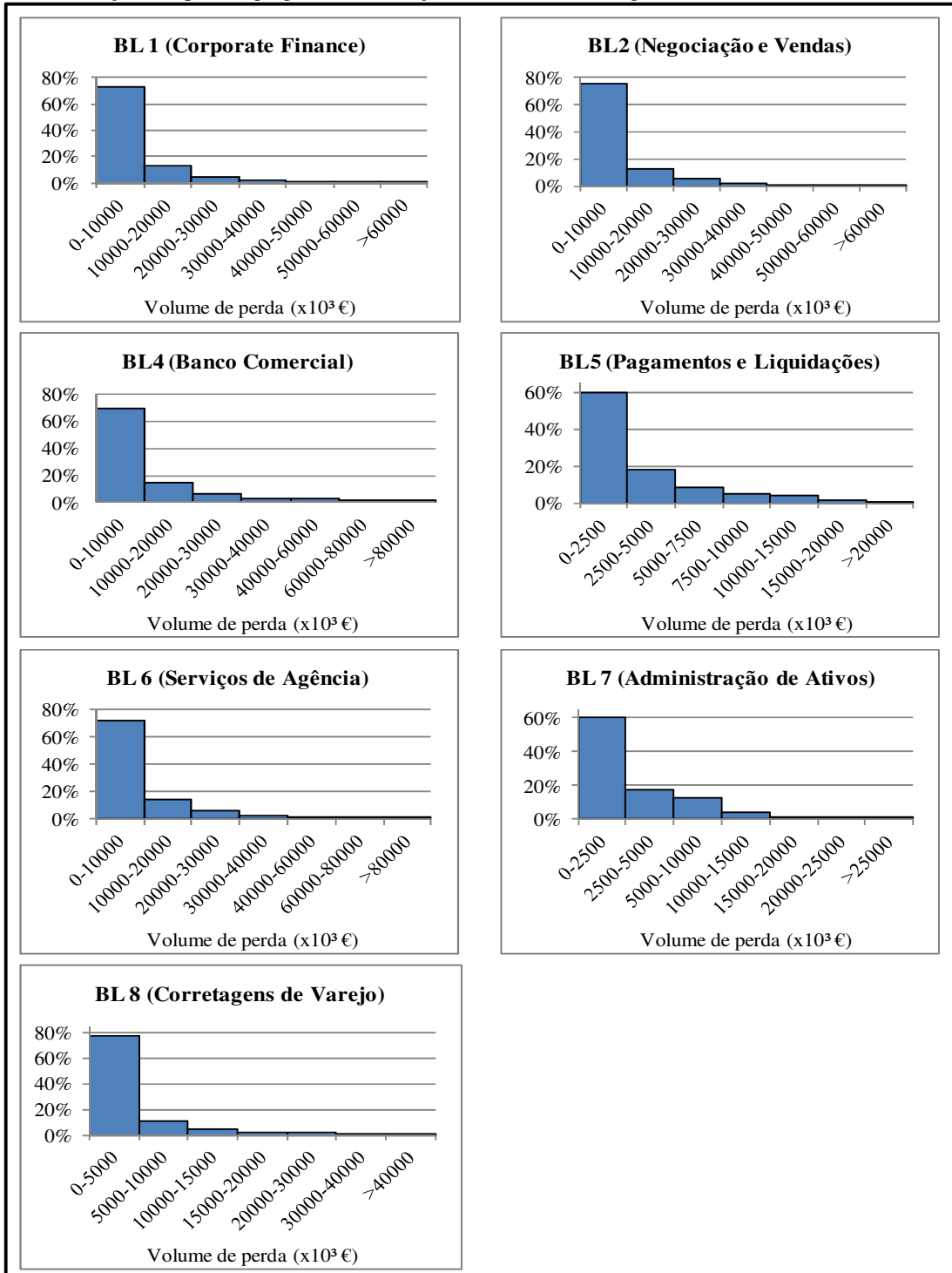
Lognormal para determinar o capital regulamentar operacional necessário, o valor alocado para o período de 1 ano seria de € 238,5 milhões. Esse valor foi obtido por meio da soma dos $\text{VaR}_{99,9\%}$ de cada linha de negócio.

Por fim, analisando os CVaR das distribuições agregadas, para a combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal* (Tabela 4.2), foi possível verificar que o valor médio das perdas que superam o $\text{VaR}_{99,9\%}$ foi de € 292,3 milhões. Isso significa que haveria uma probabilidade de 0,01% de o valor médio da perda anual do banco ser € 53,8 milhões superior ao capital efetivamente alocado (€ 238,5 milhões).

4.2 Combinação entre as Distribuições *Binomial Negativa* e *Gumbel*

As distribuições de perda agregada obtidas pela combinação das distribuições *Binomial Negativa* e *Gumbel* são apresentadas na Figura 4.2.

Figura 4.2
Distribuições de perda agregada (combinação entre Binomial Negativa e Gumbel)



Observando os gráficos da Figura 4.2, percebe-se que as distribuições de perda agregada para a combinação entre *Binomial Negativa* e *Gumbel* apresentaram o mesmo padrão de comportamento daquelas obtidas pela combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal* (Figura 4.1), ou seja, uma alta assimetria positiva.

Entretanto, em relação aos valores de VaR, percebe-se que a combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Gumbel* apresentou maiores valores de $VaR_{99,9\%}$ em todos os casos, se comparada com aqueles obtidos na combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal*.

A Tabela 4.3 apresenta os valores de VaR das distribuições de perda agregada resultantes da combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Gumbel*.

Tabela 4.3
VaR das distribuições de perda agregada (Binomial Negativa e Gumbel)

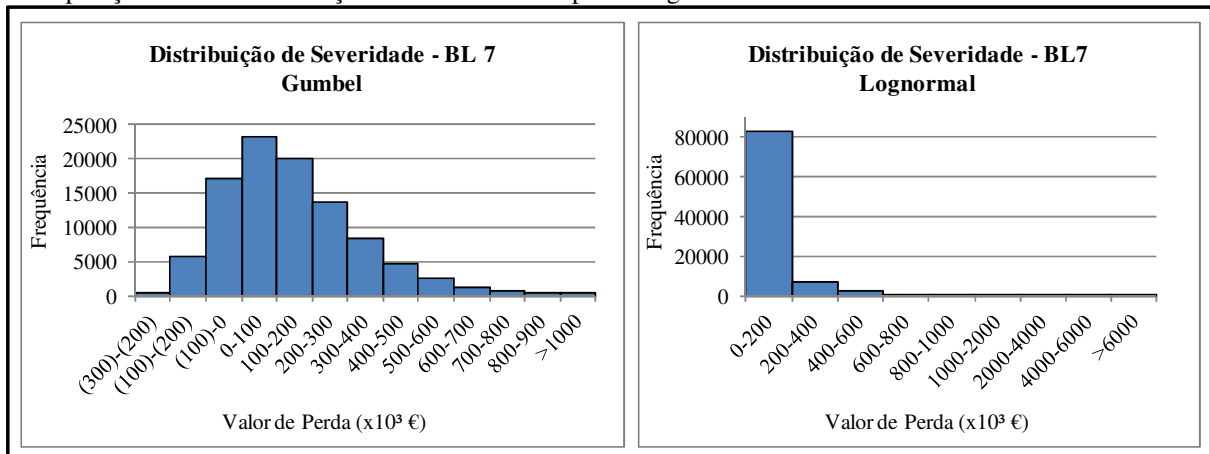
Linhas de Negócio	VaR (10 ³ €)			
	90%	95%	99%	99.9%
BL 1 (Corporate Finance)	16.615,69	23.563,05	39.660,10	63.239,04
BL 2 (Negociação e Vendas)	19.091,52	27.990,18	46.570,78	78.745,52
BL 4 (Banco Comercial)	23.898,34	32.810,93	53.547,91	85.138,58
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	7.735,32	10.662,66	17.572,76	25.414,12
BL 6 (Serviços de Agência)	20.980,85	28.894,71	52.732,17	76.330,32
BL 7 (Administração de Ativos)	7.417,20	10.595,79	17.437,64	27.956,28
BL 8 (Corretagens de Varejo)	9.679,22	14.979,97	27.197,92	42.232,52
TOTAL	105.418,14	149.497,29	254.719,28	399.056,38

Dessa forma, mantendo-se constante a distribuição *Binomial Negativa* para representar a frequência de perdas e alterando somente as distribuições de severidade, verificaram-se alterações significativas para os valores de VaR das distribuições agregadas.

A explicação para tal acontecimento reside no fato de a distribuição *Gumbel* apresentar valores de perda mais elevados com maior frequência, ou seja, ela é menos assimétrica do que a distribuição *Lognormal*. Sendo assim, mesmo a distribuição *Lognormal* possuindo uma cauda mais alongada (pesada), que alcança maiores valores de perda, ela concentrou grande parte de suas perdas em valores baixos, devido à sua alta assimetria positiva. A Figura 4.3 compara as distribuições de severidade de perda *Lognormal* e *Gumbel* para a BL 7 (Administração de Ativos).

Figura 4.3

Comparação entre as distribuições de severidade de perda Lognormal e Gumbel



Portanto, apesar de as combinações entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal* e entre *Binomial Negativa* e *Gumbel* apresentarem um mesmo comportamento, no que diz respeito à assimetria de suas distribuições de perda agregada, a segunda combinação apresenta valores maiores de capital regulamentar necessário para fazer frente às perdas operacionais, sendo assim, mais conservadora em relação à exposição ao risco.

Por fim, a Tabela 4.4, mostra que o CVaR_{99,9%}, no caso da combinação entre *Binomial Negativa* e *Gumbel*, foi de € 481,6 milhões, ou seja, haveria uma probabilidade de 0,01% de o valor médio da perda anual do banco ser € 82,5 milhões superior ao capital efetivamente alocado (€ 399 milhões).

Tabela 4.4

CVaR das distribuições de perda agregada (Binomial Negativa e Gumbel)

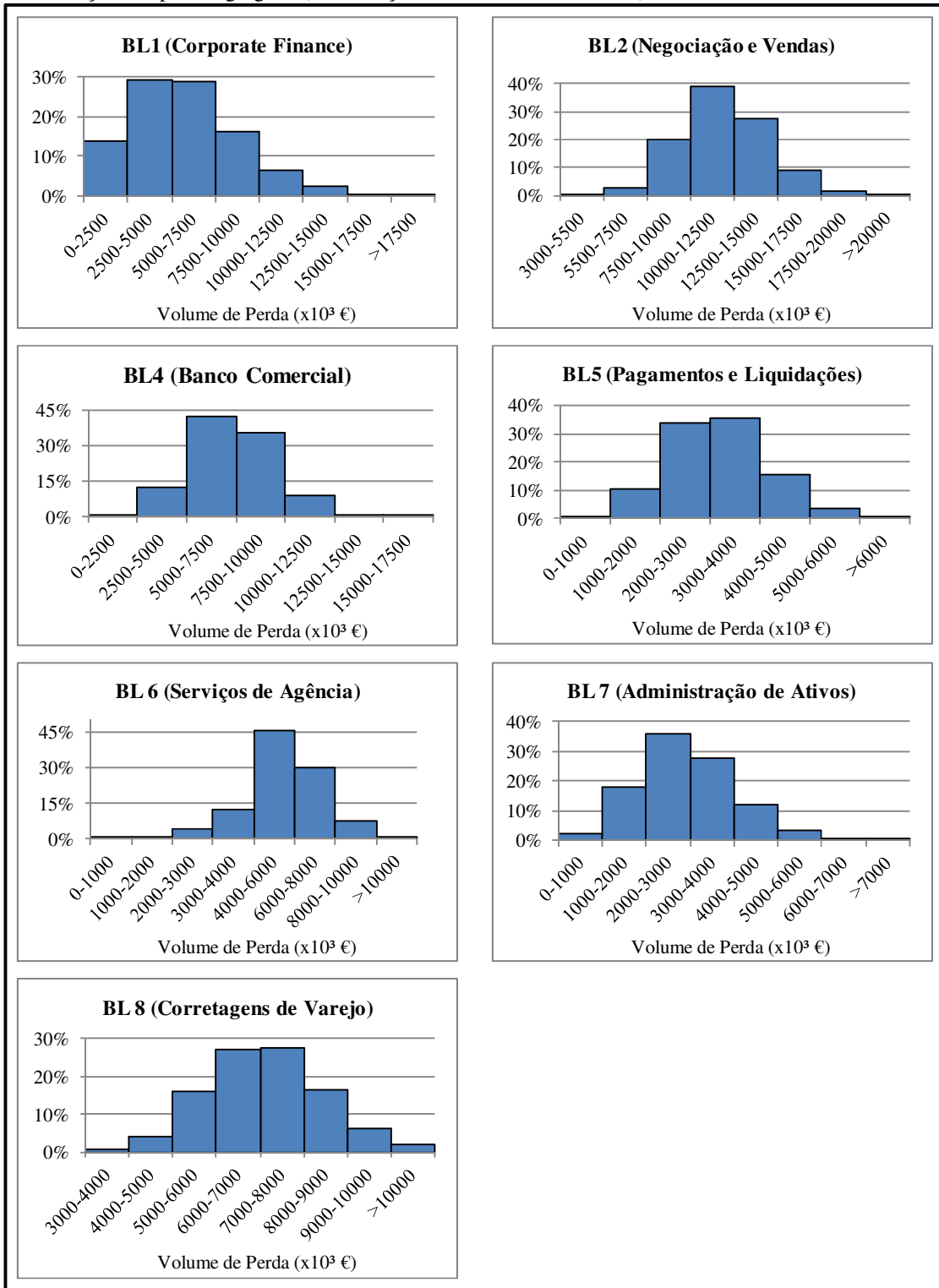
Linhas de Negócio	CVaR (10 ³ €)			
	90%	95%	99%	99.9%
BL 1 (Corporate Finance)	26.857,60	33.984,19	51.349,67	78.178,74
BL 2 (Negociação e Vendas)	31.287,32	39.851,23	60.867,39	94.878,39
BL 4 (Banco Comercial)	37.433,12	46.823,96	70.778,28	108.713,98
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	11.902,02	14.740,51	21.374,28	28.112,67
BL 6 (Serviços de Agência)	33.615,28	42.592,53	64.880,14	87.694,87
BL 7 (Administração de Ativos)	11.910,40	15.005,80	22.257,04	32.150,86
BL 8 (Corretagens de Varejo)	17.182,48	22.535,92	34.599,87	51.911,00
TOTAL	170.188,21	215.534,13	326.106,66	481.640,51

4.3 Combinação entre as Distribuições *Poisson* e *Gumbel*

A Figura 4.4 apresenta os gráficos da distribuição de perda agregada resultante da combinação entre as distribuições de *Poisson* e *Gumbel* para cada uma das BLs.

Figura 4.4

Distribuições de perda agregada (combinação entre *Poisson* e *Gumbel*)



Como pode ser observado nos gráficos da Figura 4.4, a combinação entre as distribuições de *Poisson* e *Gumbel* resultou em distribuições de perda agregada menos assimétricas, para todos os casos, se comparadas com as duas primeiras combinações apresentadas nas Figuras 4.1 e 4.2.

Outra diferença relevante que a combinação entre *Poisson* e *Gumbel* apresentou, em relação às duas anteriores, foi valores de VaR mais baixos. Como pode ser observado na Tabela 4.5, o valor total do VaR_{99,9%} para a combinação entre *Poisson* e *Gumbel* foi de € 89,7 milhões, ou seja, significativamente menor do que aquele valor obtido através das combinações anteriores.

Tabela 4.5
VaR das distribuições de perda agregada (Poisson e Gumbel)

Linhas de Negócio	VaR			
	90%	95%	99%	99.9%
BL 1 (Corporate Finance)	9.896,99	11.424,93	14.238,70	17.490,45
BL 2 (Negociação e Vendas)	15.020,62	16.011,76	17.858,53	19.662,40
BL 4 (Banco Comercial)	9.926,18	10.721,42	12.427,60	15.624,49
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	4.491,56	4.858,62	5.625,15	6.362,88
BL 6 (Serviços de Agência)	7.777,31	8.471,82	9.826,56	11.667,56
BL 7 (Administração de Ativos)	4.385,25	4.870,19	5.798,29	7.414,69
BL 8 (Corretagens de Varejo)	8.876,75	9.439,34	10.419,84	11.536,87
TOTAL	60.374,65	65.798,09	76.194,67	89.759,34

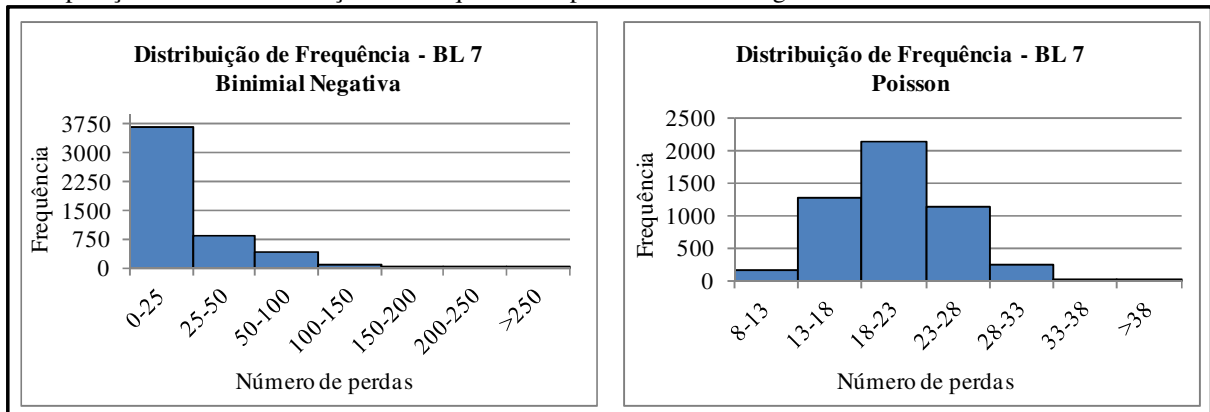
Portanto, dessa vez, mantendo-se constante a distribuição *Gumbel* para severidade e alterando as distribuições de frequência de perda (*Binomial Negativa* para *Poisson*), observou-se, não somente uma alteração dos valores em risco (VaR), como também da assimetria das distribuições agregadas.

Tal fato pode ser compreendido através da comparação entre as distribuições de frequência, *Binomial Negativa* e *Poisson*, realizada na Figura 4.5, para BL 7 (Administração de Ativos).

Observando a Figura 4.5, percebe-se que a distribuição de *Poisson* apresentou maior simetria do que a distribuição *Binomial Negativa*, levando em consideração os parâmetros selecionados. O mesmo resultado foi percebido por Moscadelli (2004), que, devido a esse fato, relatou que a maior assimetria apresentada pela distribuição *Binomial Negativa* fez com que ela tivesse um ajuste mais preciso do que a distribuição de *Poisson* em relação à frequência de perdas operacionais.

Figura 4.5

Comparação entre as distribuições de frequência de perda Binomial Negativa e Poisson



Ainda em relação à Figura 4.5, percebe-se que a distribuição de *Binomial Negativa* possui uma cauda mais alongada (pesada) do que aquela apresentada pela distribuição de *Poisson*, ou seja, alcança números mais elevados de perdas. Como demonstrado por Dutta e Perry (2006), caudas pesadas para as distribuições de frequência e severidade de perda colaboram para a geração de maiores volumes de perda. Logo, tal fato ajuda a explicar o motivo de a combinação entre *Binomial Negativa* e *Gumbel* apresentar valores de VaR maiores do que aqueles obtidos pela combinação entre *Poisson* e *Gumbel*.

Por fim, Tabela 4.6 resume os valores de CVaR para a combinação entre as distribuições entre *Poisson* e *Gumbel*. O valor total de CVaR_{99,9%} para essa combinação resultou em € 93,7 milhões, ou seja, aproximadamente € 4 milhões superior ao valor efetivamente alocado (€ 89,7 milhões).

Tabela 4.6

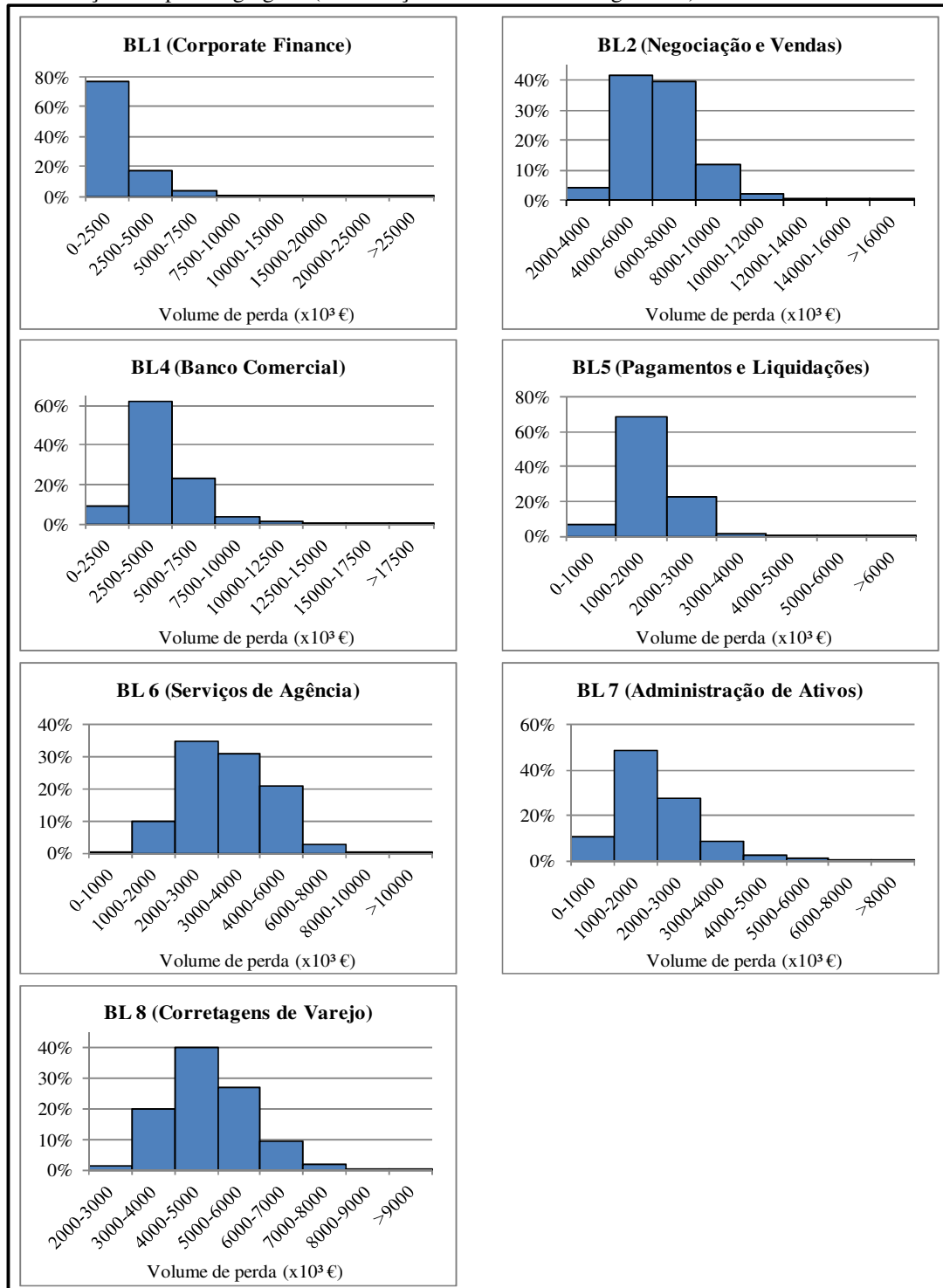
CVaR das distribuições de perda agregada (Poisson e Gumbel)

Linhas de Negócio	CVaR			
	90%	95%	99%	99.9%
BL1 (Corporate Finance)	11.864,87	13.145,62	15.704,52	18.658,54
BL2 (Negociação e Vendas)	16.300,71	17.122,45	18.800,51	20.213,43
BL4 (Banco Comercial)	11.052,91	11.728,43	13.249,49	15.967,18
BL5 (Pagamentos e Liquidações)	4.990,28	5.325,02	5.998,96	6.893,90
BL 6 (Serviços de Agência)	8.715,98	9.333,67	10.563,55	11.916,83
BL 7 (Administração de Ativos)	5.031,93	5.461,31	6.492,63	7.885,06
BL 8 (Corretagens de Varejo)	9.589,22	10.069,69	10.992,55	12.199,74
TOTAL	67.545,91	72.186,19	81.802,22	93.734,67

4.4 Combinação entre as Distribuições Poisson e Lognormal

As distribuições de perda agregada, obtidas pela combinação das distribuições *Poisson* e *Lognormal*, são apresentadas na Figura 4.6.

Figura 4.6
Distribuições de perda agregada (combinação entre Poisson e Lognormal)



Percebe-se, a partir da análise da Figura 4.6, que a combinação entre as distribuições *Poisson* e *Lognormal* resultou, na maioria dos casos, em um comportamento parecido, no que diz respeito à simetria da distribuição de perda agregada, com aquele apresentado pela combinação entre *Poisson* e *Gumbel*. Apenas a distribuição de perda agregada da BL1 (Corporate Finance) apresentou maior assimetria positiva.

Da mesma forma, em relação aos valores de VaR, a combinação entre *Poisson* e *Lognormal* apresentou valores bastante próximos àqueles obtidos pela combinação entre *Poisson* e *Gumbel*. Como pode ser visto na Tabela 4.5, o VaR_{99,9%} total calculado para essa combinação foi de € 83,3 milhões.

Tabela 4.5
VaR das distribuições de perda agregada (Poisson e Lognormal)

Linhas de Negócio	VaR			
	90%	95%	99%	99,9%
BL 1 (Corporate Finance)	3.783,85	5.225,60	9.847,88	20.389,95
BL 2 (Negociação e Vendas)	8.465,86	9.348,06	11.375,15	14.279,47
BL 4 (Banco Comercial)	6.502,93	7.615,48	10.026,78	15.165,46
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	2.403,95	2.652,68	3.314,72	4.546,95
BL 6 (Serviços de Agência)	4.952,83	5.595,93	7.410,86	11.348,03
BL 7 (Administração de Ativos)	3.251,89	3.822,56	5.456,22	7.749,82
BL 8 (Corretagens de Varejo)	6.112,43	6.560,76	7.636,26	9.854,26
TOTAL	35.473,74	40.821,07	55.067,86	83.333,94

Por fim, Tabela 4.6 resume os valores de CVaR para a combinação entre as distribuições entre *Poisson* e *Lognormal*.

Tabela 4.6
CVaR das distribuições de perda agregada (Poisson e Lognormal)

Linhas de Negócio	CVaR			
	90%	95%	99%	99,9%
BL 1 (Corporate Finance)	6.375,00	8.766,11	16.815,65	27.028,97
BL 2 (Negociação e Vendas)	9.752,96	10.633,15	12.778,16	15.964,30
BL 4 (Banco Comercial)	8.277,33	9.458,34	11.989,80	16.563,32
BL 5 (Pagamentos e Liquidações)	2.803,22	3.093,71	3.943,98	5.704,69
BL 6 (Serviços de Agência)	6.018,01	6.821,39	9.155,44	15.239,64
BL 7 (Administração de Ativos)	4.267,28	4.919,42	6.638,64	9.062,89
BL 8 (Corretagens de Varejo)	6.779,72	7.242,36	8.426,69	10.441,64
TOTAL	44.273,53	50.934,49	69.748,37	100.005,45

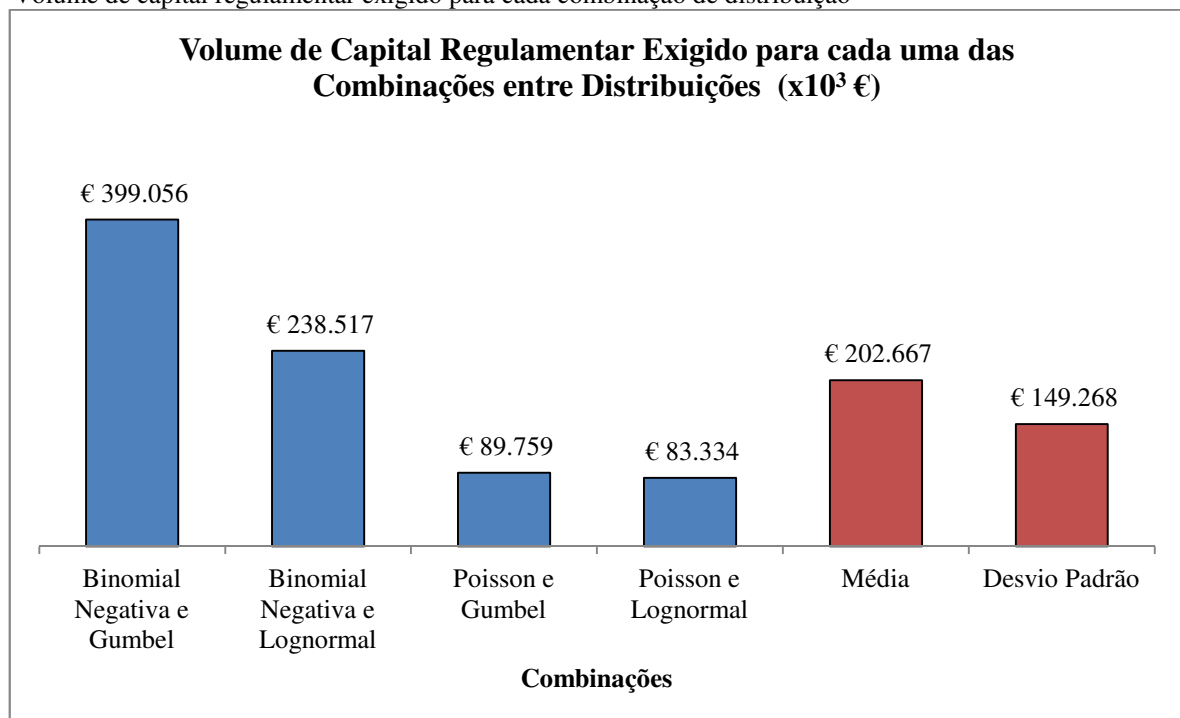
Como pode ser observado na Tabela 4.6, o $CVaR_{99,9\%}$, valor médio das perdas que superam o $VaR_{99,9\%}$, foi totalizado em € 100 milhões. Sendo assim, haveria 0,01% de chance de ocorrer um volume médio de perda superior ao capital efetivamente alocado no valor de €16,7 milhões.

4.5 Comparação dos Volumes de Capital Regulamentar Exigidos para as Combinações Realizadas

A Figura 4.7 apresenta um resumo das perdas agregadas totais ($VaR_{99,9\%}$) para cada tipo de combinação realizada entre as distribuições de frequência e severidade de perda.

Figura 4.7

Volume de capital regulamentar exigido para cada combinação de distribuição



De acordo com a figura 4.7, percebe-se que a combinação que resultou no maior $VaR_{99,9\%}$ foi a *Binomial Negativa* com *Gumbel*, aproximadamente € 399 milhões. Isso significa que a escolha dessa combinação proporciona um cenário de alocação de capital mais conservador em relação ao risco de perdas. Já, a combinação entre *Poisson* e *Lognormal* foi aquela que resultou no menor valor de $VaR_{99,9\%}$, aproximadamente € 83,3 milhões. Ou seja,

tal combinação apresenta o cenário de alocação de capital com o maior risco em relação às perdas, uma vez que indica um menor valor regulamentar a ser alocado.

Na média, o $\text{VaR}_{99,9\%}$ foi de € 202,6 milhões, com um desvio padrão de € 149,2 milhões. Esses resultados indicam que o tipo de combinação selecionado para as distribuições de frequência e severidade de perda impacta de forma significativa o volume capital regulamentar exigido para cobrir perdas operacionais. Autores como Chapelle *et al.* (2008), Dutta e Perry (2006) e Embrechts (2003) também obtiveram as mesmas conclusões, afirmando que, por causa desse fato, a escolha da distribuição é muito importante para a precisão do modelo.

Portanto, pelo fato de as reais distribuições de frequência e severidade de perda serem, na maioria das vezes, desconhecidas, e o volume de perdas operacionais variar de acordo com o banco de dados interno de cada instituição, recomenda-se criar diversos cenários de alocação de capital por meio de diferentes combinações entre as distribuições que melhor se ajustam aos dados reais de perda operacional internos. Dessa forma, caberia aos gestores de risco da instituição analisar os possíveis cenários de perdas gerados (conforme realizado na Figura 4.7) para, através deles, otimizar sua tomada de decisão quanto à alocação do capital regulamentar operacional.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Levando em consideração as recomendações feitas pelo Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, por meio do documento “*Convergência Internacional de Mensuração e Padrões de Capital: Uma Estrutura Revisada*” (Basileia II), o Banco Central do Brasil iniciou estudos e testes para identificar a metodologia mais adequada para o cálculo de capital regulamentar destinado a cobertura de riscos operacionais.

A partir da divulgação dos Comunicados ns. 12.746/04, 16.137/07 e 19.028/09, o Banco Central do Brasil estabeleceu a data limite de até o final do primeiro semestre de 2013 para dar início do processo de autorização para uso de modelos internos de apuração de requerimento de capital para o risco operacional.

Dessa forma, com a finalidade de contribuir para a adequação das instituições financeiras a esse novo cenário, o presente trabalho procurou descrever as diversas metodologias de alocação de capital existentes para o risco operacional, dando ênfase ao estudo do LDA, um dos modelos internos de apuração da Abordagem Avançada.

Após a descrição das metodologias de alocação de capital, foi realizada uma simulação do modelo LDA com dados de perdas operacionais, de 89 bancos de diferentes países, coletados pelo BIS. Através dessa simulação, o presente estudo procurou detalhar o funcionamento deste modelo, bem como avaliar os impactos que a seleção das distribuições de frequência e severidade utilizadas pode causar no cálculo do capital regulamentar bancário.

Para o alcance dos objetivos do trabalho, foi utilizado o método de simulação de Monte Carlo para realizar combinações entre as distribuições de frequência e severidade de perda. Dessa forma, quatro combinações distintas entre distribuições de frequência e severidade de perda foram realizadas – *Binomial Negativa* (frequência) e *Lognormal* (severidade), *Binomial Negativa* (frequência) e *Gumbel* (severidade), *Poisson* (frequência) e *Lognormal* (severidade) e, por fim, *Poisson* (frequência) e *Gumbel* (severidade). Os parâmetros dessas combinações foram obtidos através do estudo de Moscadelli (2004).

Os resultados desse presente trabalho mostraram que as diferentes combinações realizadas apresentaram valores distintos de VaR para suas respectivas distribuições de perda agregada, ou seja, a seleção das distribuições para as distribuições de frequência e severidade

de perda impactou de forma significativa o volume capital regulamentar exigido para cobrir os riscos operacionais das instituições.

Por meio dessa análise, o presente estudo recomendou, às instituições que adotarem o modelo LDA, criar diversos cenários de volume de capital regulamentar a partir das diferentes combinações entre as distribuições de frequência e severidade que melhor representam seus números e volumes de perdas, respectivamente. Combinações que exigem maior capital regulamentar seriam consideradas como cenários mais conservadores, ao contrário, combinações que exigem menos capital regulamentar seriam consideradas como sendo cenários mais propensos ao risco. Como há várias distribuições de perda sugeridas na literatura, principalmente para os dados de severidade de perda, a criação desses cenários contribui para a otimização da tomada de decisão dos gestores de risco das instituições quanto à alocação de capital regulamentar operacional.

Como limitação deste trabalho, observou-se a falta de uma base de dados mais atualizada para realizar a simulação do modelo LDA. Pelo fato de os dados de perdas operacionais serem sigilosos, houve dificuldade de obtenção desses dados. Portanto, para a consecução dos objetivos deste estudo, foi necessário utilizar uma base de dados de 2002 – *LDCE 2002*.

Sugestão para futuros trabalhos se faz no sentido de identificar a sensibilidade do modelo LDA em relação aos parâmetros selecionados. Ou seja, analisar, por meio de pesquisas empíricas, o impacto que uma pequena variação nos valores dos parâmetros das distribuições de frequência e severidade de perda provocaria no resultado da distribuição de perda agregada.

REFERÊNCIAS

AUE, F.; KALKBRENER, M. LDA at work: Deutsche Bank's approach to quantifying operational risk. **Journal of Operational Risk**, 49–93. March, 2006.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Comunicado 12.746, de 9 de dezembro de 2004**. Disponível em: www.bcb.gov.br, 2004.

_____. **Resolução nº 3.464, de 26 de junho de 2007**. Disponível em: www.bcb.gov.br, 2007.

_____. **Resolução nº 3.721 de 30 de abril de 2009**. Disponível em: www.bcb.gov.br, 2009.

_____. **Resolução nº 4.090, de 24 de maio de 2012**. Disponível em: www.bcb.gov.br, 2012.

_____. **Risco Operacional nos Bancos Brasileiros: impacto do uso da abordagem de indicador básico**. Disponível em: www.bcb.gov.br, 2014.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards**. Basel: Bank for International Settlements, 1988.

_____. **Basel II: The New Basel Capital Accord-Second Consultative Paper**. Basel: Bank for International Settlements, 2001.

_____. **The 2002 Loss Data Collection Exercise for Operational Risk: Summary of the Data Collected**. Basel: Bank for International Settlements

_____. **Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework**. Basel: Bank for International Settlements. Basel: Bank for International Settlements, 2004.

_____. **Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems**. Basel: Bank for International Settlements, 2010.

BALTHAZAR, L. **From Basel 1 to Basel 3**. New York: Palgrave Macmillan, 2006.

BAUD, N.; FRACHOT, A.; RONCALLI, T. **Internal data, external data and consortium data for operational risk measurement: How to pool data properly?** Working Paper, Crédit Lyonnais, Groupe de Recherche Opérationnelle, 2002.

BUHELDT, R.; UNTEREGGER S. **Cultural Risk and Risk Culture: Operational Risk after Basel II**. Financial Stability Report 6, 2004.

CHAPELLE, A.; CRAMA, Y.; HUBNER, G.; PETERS, J. Practical methods for measuring and managing "operational risk in the financial sector: a clinical study. **Journal of Banking and Finance**, 32: 1049–1061, 2008.

CHAPELLE, A.; CRAMA, Y.; HUEBNER, G.; PETERS, J. **Basel II and operational risk: implications for risk measurement and management in the financial sector**. Working Paper, National Bank of Belgium, 2004.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S. Applying Robust Methods to Operational Risk Modeling. **The Journal of Operational Risk**, 1, 27, 2006.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S. **Stable Modelling of Operational Risk**. Pp. 139–170 in *Operational Risk Modelling and Analysis*, ed. M. Cruz. London: Risk Books, 2004.

CHERNOBAI, A.; RACHEV, S.; FABOZZI, F. **Operational Risk: A Guide to Basel II Capital Requirements, Models, and Analysis**. New Jersey: Wiley, 2007.

CRESWELL, J. **Projeto de Pesquisa: Métodos Qualitativo, Quantitativo e Misto**. Porto Alegre: Artmed, 2010.

CROUHY, M.; DALAI, D.; MARK, R. **Risk Management**. New York: McGraw Hill, 2001.

CRUZ, M.; COLEMAN, R.; SALKIN, G. Modeling and measuring operational risk. **Journal of Risk**, 1998.

DE FONTNOUVELLE, P.; DEJESUS-RUEFF, V.; JORDAN, J.; ROSENGREN, E. **Using loss data to quantify operational risk**. Working Paper, Federal Reserve Bank of Boston, 2003.

DE FONTNOUVELLE, P.; DEJESUS-RUEFF, V.; JORDAN, J.; ROSENGREN E. *Capital and Risk: New Evidence on Implications of Large Operational Losses*. **Journal of Money, Credit and Banking**, Vol. 38, No. 7, pp. 1819-1846. Published by: Ohio State University, 2006.

DE FONTNOUVELLE, P.; ROSENGREN, E.; JORDAN, J. **Implications of alternative operational risk modelling techniques**. Working Paper, Federal Reserve Bank of Boston, 2004.

DIEHL, A.; TATIM, D. **Pesquisa em Ciências Sociais Aplicadas**. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2004.

DUTTA K.; PERRY, J. **A tail of tails: an empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital**. Working Paper, Federal Reserve Bank of Boston, 2006.

EMBRECHTS, P.; KLUPPELBERG, C.; MIKOSCH, T. **Modelling Extremal Events for Insurance and Finance**. Springer-Verlag, Berlin, 1997.

- EMBRECHTS, P.; FURRER, H.; KAUFMANN, R. **Quantifying regulatory capital for operational risk**. Working paper, RiskLab, ETH Zürich, 2003.
- EMBRECHTS, P.; PUC CETTI, G. Aggregating risk capital, with an application to operational risk. **Journal of The Geneva Risk and Insurance Review**, 2006.
- FRACHOT, A.; GEORGES, P.; RONCALLI, T. **Loss distribution approach for operational risk**. Working Paper. National Institute of Statistics and Economic Studies, 2001.
- FRACHOT, A.; RONCALLI, T. **Loss distribution approach in practice**. Working paper. Groupe de Recherche Opérationnelle, Crédit Lyonnais, 2003.
- GIL, A. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2010.
- GROUP OF THIRTY. **Derivatives: Practices and Principles**. Washington DC: Group of Thirty, 1993.
- HADJIEMMANUIL, C. **Legal Risk and Fraud: Capital Charges, Control and Insurance**. Pp. 74–100 in *Operational Risk: Regulation, Analysis and Management*, ed. C. Alexander. London: Prentice Hall-Financial Times, 2003.
- HAUBENSTOCK, M.; HARDIN, L. **The Loss Distribution Approach**. Capítulo 8 em *Operational risk: Regulation, analysis and management*. New York: Financial Times Prentice Hall, 2003.
- JORION, P. **Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk**. New York: McGraw-Hill, 2006.
- KING, J. **Operational Risk: Measurements and Modelling**. New York: Wiley, 2001.
- LU, Z. **Modeling the yearly value-at-risk for operational risk in Chinese commercial banks**. *Mathematics and Computers in Simulation*, 82(4): 604–616, 2011.
- MITRA, S. **Scenario Generation for Operational Risk**. *Int. J. Intell. Syst. Acc. Fin. Mgmt.*, 20: 163–187. doi: 10.1002/isaf.1341, 2013.
- MOOSA, I. **Operational Risk: a Survey**. *Financial Markets, Institutions & Instruments - Wiley Online Library*, 2007.
- MOSCADELLI, M. **The Modelling of Operational Risk: Experience with the Analysis of the Data Collected by the Basel Committee**. *Temi di discussione Working Paper*, 2004
- NEŠLEHOVÁ, J.; EMBRECHTS, P.; CHAVES-DEMOULIN, V. **Infinite-mean models and the LDA for operational risk**. **Journal of Operational Risk** 1(1), 3–25, 2006.
- PANJER, H. **Operational Risk: modeling analytics**. New Jersey: Wiley, 2006.

RAO, V.; DEV, A. **Operational Risk: Some Issues in Basel II AMA Implementation in US Financial Institutions**. Pp. 273–294 em *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*, ed. E. Davis. London: Risk Books, 2006.

RIPPEL, M.; TEPLY, P. **Operational Risk - Scenario Analysis**. IES Working Papers No. 15. Charles University, 2008.

SHEVCHENKO, P. **Implementing loss distribution approach for operational risk**. *Appl. Stochastic Models Bus. Ind.*, 26: 277–307. doi: 10.1002/asmb.812, 2010.

THIRLWELL, J. **Operational Risk: The Banks and the Regulators Struggle**. *Balance Sheet* 10:28–31, 2002.

VICENTE, P. **O uso de simulação como metodologia de pesquisa em ciências sociais**. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1679, 2005.

WANG Z.; CHEN X.; JIN Y.; ZHOU Y. **Using BS-PSD-LDA approach to measure operational risk of Chinese commercial banks**. *Economic Modelling* 29: 2095–2103. doi: 10.1016/j.econmod.2012.06.031, 2012.

XIE, Y.; WU, Y.; HU, Y. **The Engineering of China Commercial Bank Operational Risk Measurement**. *Systems Engineering Procedia*, 1, 330-336, 2011.

APÊNDICES

Apêndice A – Programação do Modelo LDA no R-Project

1) Combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Lognormal*

```
#Combinação Binomial Negativa e Lognormal - BL 1 (Corporate Finance)

#Valores de Frequência de Perda
frequencia<-rnbinom(5000,0.59,0.04)

#Valores de Severidade de Perda
severidade<-list()
for(i in 1:length(frequencia))
{
  severidade[[i]]<-rlnorm(frequencia[i],3.58,1.71)
}

#Valores da Perda Agregada
p.agregada<-lapply(severidade,sum)
p.agregada2<-unlist(p.agregada)

#Cálculo do VaR
var99.9<-quantile(p.agregada2,0.999)
var99<-quantile(p.agregada2,0.99)
var95<-quantile(p.agregada2,0.95)
var90<-quantile(p.agregada2,0.9)

#Distribuição da Perda Agregada
bins=seq(min(p.agregada2),max(p.agregada2)+200,200)
m=hist(p.agregada2, main="Perda Agregada", xlab="Volume de Perda",
      ylab="Frequência",col="blue", border="black", breaks=bins)
```

2) Combinação entre as distribuições *Binomial Negativa* e *Gumbel*

```
#Combinação Binomial Negativa e Gumbel - BL 1 (Corporate Finance)

#Valores de Frequência de Perda
frequencia<-rnbinom(5000,0.59,0.04)

#Valores de Severidade de Perda
severidade<-list()
for(i in 1:length(frequencia))
{
  severidade[[i]]<-rgumbel(frequencia[i],93.96,602.3)
}

#Valores da Perda Agregada
p.agregada<-lapply(severidade,sum)
p.agregada2<-unlist(p.agregada)

#Cálculo do VaR
var99.9<-quantile(p.agregada2,0.999)
var99<-quantile(p.agregada2,0.99)
var95<-quantile(p.agregada2,0.95)
var90<-quantile(p.agregada2,0.9)

#Distribuição da Perda Agregada
bins=seq(min(p.agregada2),max(p.agregada2)+200,200)
m=hist(p.agregada2, main="Perda Agregada", xlab="Volume de Perda",
      ylab="Frequência",col="blue", border="black", breaks=bins)
```

3) Combinação entre as distribuições *Poisson* e *Gumbel*

```

#Combinação Poisson e Gumbel - BL 1 (Corporate Finance)

#Valores de Frequência de Perda
frequencia<-rpois(5000,12.67)

#Valores de Severidade de Perda
severidade<-list()
for(i in 1:length(frequencia))
{
  severidade[[i]]<-rGumbel(frequencia[i],93.96,602.3)
}

#Valores da Perda Agregada
p.agregada<-lapply(severidade,sum)
p.agregada2<-unlist(p.agregada)

#Cálculo do VaR
var99.9<-quantile(p.agregada2,0.999)
var99<-quantile(p.agregada2,0.99)
var95<-quantile(p.agregada2,0.95)
var90<-quantile(p.agregada2,0.9)

#Distribuição da Perda Agregada
bins=seq(min(p.agregada2),max(p.agregada2)+200,200)
m=hist(p.agregada2, main="Perda Agregada", xlab="Volume de Perda",
      ylab="Frequência",col="blue", border="black", breaks=bins)

```

4) Combinação entre as distribuições *Poisson* e *Lognormal*

```

#Combinação Poisson e Lognormal - BL 1 (Corporate Finance)

#Valores de Frequência de Perda
frequencia<-rpois(5000,12.67)

#Valores de Severidade de Perda
severidade<-list()
for(i in 1:length(frequencia))
{
  severidade[[i]]<-rlnorm(frequencia[i],3.58,1.71)
}

#Valores da Perda Agregada
p.agregada<-lapply(severidade,sum)
p.agregada2<-unlist(p.agregada)

#Cálculo do VaR
var99.9<-quantile(p.agregada2,0.999)
var99<-quantile(p.agregada2,0.99)
var95<-quantile(p.agregada2,0.95)
var90<-quantile(p.agregada2,0.9)

#Distribuição da Perda Agregada
bins=seq(min(p.agregada2),max(p.agregada2)+200,200)
m=hist(p.agregada2, main="Perda Agregada", xlab="Volume de Perda",
      ylab="Frequência",col="blue", border="black", breaks=bins)

```