

Universidade Presbiteriana Mackenzie
Centro de Ciências Sociais Aplicadas
Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas

Aplicação da metodologia LDA para Gestão do Risco Operacional de
Companhia Seguradora

Alaim Mosciaro Assad

São Paulo

2013

Alaim Mosciaro Assad

Aplicação da metodologia LDA para Gestão do Risco Operacional de
Companhia Seguradora

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Universidade Presbiteriana Mackenzie, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração de Empresas

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Basso
Co-Orientador: Prof. Dr. Herbert Kimura

São Paulo

2013

A844a Assad, Alaim Mosciaro

Aplicação da metodologia LDA para gestão do risco operacional de companhia seguradora / Alaim Mosciaro Assad - 2013.

121f. : 30 cm

Dissertação (Mestrado em Administração de Empresas) – Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2013.

Orientação: Prof. Dr. Leonardo Fernando Cruz Basso

Bibliografia: f. 71-77

1. Risco operacional. 2. Loss Distribution Approach. 3. VaR. 4. Monte Carlo. 5. Seguradoras. I. Título.

CDD 658.155

Reitor da Universidade Presbiteriana Mackenzie
Professor Doutor Benedito Guimarães Aguiar Neto

Decano de Pesquisa e Pós-Graduação
Professor Doutor Moises Ari Zilber

Coordenadora Geral dos Programas de Pós-Graduação *Stricto Sensu*
Professora Doutora Angélica Benatti Alvim

Diretor do Centro de Ciências Sociais e Aplicadas
Professor Doutor Sérgio Lex

Coordenadora do Programa de Pós-Graduação em Administração de
Empresas
Professora Doutora Darcy Mitiko Mori Hanashiro

ALAIM MOSCIARO ASSAD

**APLICAÇÃO DA METODOLOGIA LDA PARA GESTÃO DO
RISCO OPERACIONAL DE COMPANHIA SEGURADORA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Universidade Presbiteriana Mackenzie, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração de Empresas

Aprovado em

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Leonardo Cruz Basso – Orientador
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Prof. Dr. Herbert Kimura – Co-Orientador
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Prof. Dr. Josilmar Cordenonnsi Cia
Universidade Presbiteriana Mackenzie

Prof. Dr. Anderson Luis Saber Campos
Universidade Metodista de São Paulo

A Deus, que “amou o mundo tanto, que deu o seu único Filho, para que todo aquele que nele crer não morra, mas tenha a vida eterna” (Bíblia Sagrada, João 3:16, versão NTLH).

Aos meus pais, David (in memorian) e Hygia, que tanto acreditaram e investiram em mim.

Aos meus sogros Aureo e Margarida (in memorian), que me receberam como um filho.

À minha esposa Elizabeth e meus filhos João Henrique e Ana Carolina, razão do meu esforço.

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Doutor Herbert Kimura, pela coorientação e pelo forte exemplo de conduta pessoal e profissional, que tanto me inspiraram, bem como aos seus demais orientandos e a todos os que com ele se relacionaram no Mackenzie.

Ao Professor Doutor Leonardo Cruz Basso, que gentilmente assumiu a orientação desta pesquisa.

Ao Fundo Mackenzie de Pesquisa, que financiou este trabalho em parte.

À HDI Seguros, na pessoa do seu Vice-Presidente Administrativo, Financeiro e de Sistemas, Sr. Carlos Colucci, pelo apoio e cessão do tempo necessário à participação nas aulas e demais atividades do Mestrado.

À empresa Risk Office, que gentilmente cedeu a base de dados para esta pesquisa.

À Professora Dra. Darcy Mitiko Mori Hanashiro, que tão gentilmente me recebeu e foi o embrião desta pesquisa, ao me encaminhar à orientação do Professor Doutor Herbert Kimura.

Aos Professores Doutores membros da Banca, pelas construtivas contribuições e sugestões.

Aos Professores Doutores do Mestrado, pelos conhecimentos e experiências transmitidas.

Aos colegas do Mestrado, pela camaradagem e colaboração mútua, características do nosso curso. Certamente sentirei saudades!

À amiga Rayani Melega, pela prestativa colaboração, você já é uma ótima professora!

“Serás tanto mais influente, quanto mais fores correto e justo” (Juscelino Kubitschek de Oliveira, Presidente do Brasil – 1956 a 1961).

“Sem malícia com ninguém, e com caridade para todos” (Abraham Lincoln, 16º presidente dos Estados Unidos da América - 1809 a 1865).

RESUMO

Até 1995, com a fraude do Banco Bahrings, não era dada maior relevância ao Risco Operacional pelas firmas, órgãos reguladores e pelo mercado em geral. Após esse e uma série de outros eventos de perdas, algumas delas com consequências desastrosas para o mercado financeiro, os órgãos reguladores passaram a publicar regulamentações cada vez mais rigorosas, para melhorar o controle das instituições financeiras, e evitar a ocorrência de novas perdas. Esses requerimentos regulatórios, dado o seu caráter ainda incipiente, estimulam o desenvolvimento de técnicas de abordagens avançadas, calcadas em modelos internos, com a promessa que, como um modelo de gestão adequado às características de cada instituição será mais eficiente, em consequência, reduzirá a necessidade de capital regulatório. Esta pesquisa encaixa-se no rol desse desenvolvimento do conhecimento das técnicas de gestão avançadas do Risco Operacional, ao abordar o desenvolvimento de um modelo de gestão de Riscos Operacionais baseado numa dessas técnicas avançadas: a distribuição de perdas operacionais (LDA). A LDA vem sendo cada vez mais utilizada pelas instituições financeiras internacionais, e seu uso já é previsto nos normativos regulamentares nacionais em fase de audiência pública. A ênfase da aplicação desta pesquisa numa companhia seguradora se deve ao expressivo crescimento do setor nos últimos anos, que vem lhe conferindo importância cada vez maior na economia, especialmente quanto ao seu papel de investidor institucional.

Palavras-chaves: Risco Operacional, *Loss Distribution Approach*, VaR, Monte Carlo, Seguradoras.

ABSTRACT

The Operational Risk did not receive much attention from firms, regulators and the market until the event of the fraud on Bahrings Bank, in 1995. The regulatory agencies have issued more complex and rigorous regulations in reply to this and to many other events of operational losses. Their goal is to improve the quality of the controls of the financial institutions, as well as to mitigate the occurrence of new events of this kind. As a new discipline, the regulatory agencies have been incentivizing the financial firms to develop advance approaches based on internal models. In response, they shall have a decrease on the regulatory capital applicable. In other hand, the financial firms themselves shall benefit from na internal model that fits their characteristics, and so, as taylor made. The goal of this research is to study the development of an internal model for operational risk, based on LDA, which has been largely used by financial firms worldwide. The focus on an Insurance company is due to the expressive growth of this market in the later years, which has giving it an increasing importance to the national economy as well as institutional investors' role.

Key words: Operational Risk, Loss Distribution Approach, VaR, Monte Carlo, Insurance companies.

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	Exemplos de perdas operacionais do mercado bancário mundial.....	19
Quadro 2	Exemplos de perdas operacionais do mercado segurador mundial	20
Quadro 3	Frequência e Severidade dos tipos de Riscos Operacionais	20
Quadro 4	Linhas de negócios e tipos de eventos	26
Quadro 5	Fatores de risco	38
Quadro 6	Critérios de classificação de produtos	39
Quadro 7	Comparação dos resultados das simulações	57
Quadro 8	Estatísticas da amostra de dados utilizada na pesquisa	57
Quadro 9	Base de dados ajustada por tipos de perda – Frequências	58
Quadro 10	Base de dados ajustada por tipos de perda – Severidades	58
Quadro 11	Estimação dos parâmetros das distribuições – tipo de perda: Execução	59
Quadro 12	Estimação dos parâmetros das distribuições – tipo de perda: Fraudes Externas	59
Quadro 13	Apuração VaR – Distribuição de Poisson	60
Quadro 14	Apuração VaR – Distribuição Binomial Negativa	60
Quadro 15	Teste qui-quadrado – Tipo de perda: Execução de processos	61
Quadro 16	Teste qui-quadrado – Tipo de perda: Fraudes externas	61
Quadro 17	Apuração do VaR	61
Quadro 18	Análise de sensibilidade nas perdas com Fraudes Externas	64
Quadro 19	Análise de sensibilidade – variação na média das perdas com negativas de sinistros	65
Quadro 20	Formato da base de dados de perdas operacionais.....	78

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Requerimentos de capital de uma Seguradora	34
Figura 2	Distribuição agregada das perdas	43
Figura 3	Ilustração do Cálculo do VaR num modelo LDA	62

SUMÁRIO

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO	15
1.1 Descrição da pesquisa	15
1.2 Problema da pesquisa.....	16
1.3 Objetivos da pesquisa.....	18
1.4 Justificativa da pesquisa	18
CAPÍTULO II – REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1 Desenvolvimento da conceituação do Risco Operacional.....	19
2.2 Características.....	23
2.3 O papel da Regulação.....	24
2.4 A regulação internacional do setor bancário	24
2.4.1 A abordagem BIA.....	25
2.4.2 A Abordagem TSA.....	26
2.4.3. Abordagem ASA	27
2.4.4 A Abordagem AMA	27
2.5 A regulação bancária nacional.....	28
2.6 A regulação internacional no mercado segurador.....	30
2.7 A regulação nacional no mercado segurador.....	37
2.8. Risco Operacional e a Abordagem Avançada	39
2.9. A metodologia LDA.....	42
2.10. O Risco Operacional no mercado segurador	46
2.11. O modelo de referência	47
2.11.1. A base de eventos de perdas.....	48
2.11.2. A distribuição da frequência.....	49
2.11.3. A distribuição da severidade	51
2.11.4. Decisões de modelagem.....	52
2.11.5 A distribuição das perdas agregadas.....	54
CAPÍTULO III – O MODELO DA PESQUISA.....	56
3.1 Programação da simulação	56
3.2 Programação do modelo no R.....	57

3.2.1. Decisões de modelagem	58
3.2.2 Modelagem no R.....	59
3.2.3 VaR Operacional.....	60
3.2.3. Capital Regulatório	61
3.3. Análises de sensibilidade.....	63
3.4. Indicadores gerenciais	65
CAPÍTULO IV – CONSIDERAÇÕES FINAIS	68
REFERÊNCIAS	71
Apêndice 1 – Formato da base de dados de perdas operacionais	78
Apêndice 2 – Algumas Distribuições de Frequência utilizadas em modelos LDA.....	82
Apêndice 3 – Os Dois Momentos e o Teste Qui-Quadrado.....	84
Apêndice 4 – Estimação dos parâmetros das distribuições pelo Método dos Momentos.....	85
Apêndice 5 – Modelagem no R	87
Apêndice 6 – Modelagem no R das Análises de Sensibilidade.....	110

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

1.1 Descrição da pesquisa

O Risco Operacional, apesar de ser inerente às atividades de empresas de qualquer ramo, mormente as instituições financeiras, só recentemente adquiriu relevância perante os órgãos reguladores, as próprias firmas e a imprensa.

Tal relevância tardia se manifestou mediante a ocorrência de diversos eventos de perdas, alguns de valores milionários, cujos efeitos se manifestaram através de prejuízos ao mercado em geral, aos acionistas e *stakeholders* das firmas, e que, em casos mais graves, fizeram desaparecer diversas empresas outrora líderes em suas áreas de atuação.

A própria denominação Risco Operacional só passou a ser utilizada após um desses eventos: a fraude ocorrida em 1995 no Banco Barings. A recorrência de diversos outros eventos de perdas consolidou o entendimento que o Risco Operacional possui tremendo potencial de interferir negativamente no funcionamento do sistema financeiro local e internacional.

A resposta das autoridades veio através do incremento da regulação aplicável à gestão de riscos das instituições financeiras e das companhias seguradoras em geral, e do Risco Operacional em particular. A intenção das autoridades regulatórias é melhorar a gestão do Risco Operacional, quer pela melhor avaliação do capital regulatório necessário para se proteger das perdas a ele relacionadas, quer pelo incremento da qualidade da eficácia e eficiência dos controles internos, que visam mitigar a ocorrência desses eventos de perdas.

Tal incremento regulatório, no que tange à forma do cálculo do capital regulatório relacionado ao Risco Operacional, apresenta duas possibilidades aos bancos e seguradoras: a primeira é a utilização de fórmulas padrão determinadas pelas próprias autoridades regulatórias; a segunda consiste no desenvolvimento de modelos internos pelas instituições, os quais, para serem utilizados, necessitam da aprovação dos reguladores.

O desenvolvimento dessas técnicas e metodologias cada vez mais sofisticadas é incentivado pelos reguladores através da possibilidade de redução do capital regulatório requerido, quando

o mesmo é comparado com o valor exigido se o cálculo for efetuado com uso das metodologias padronizadas.

Outro incentivo para o desenvolvimento desses modelos mais complexos deve-se a que estes avaliam o capital regulatório conforme os riscos inerentes às características de cada instituição em particular, de forma específica e sob medida, sendo, portanto, muito mais adequada do que a aplicação de fórmulas-padrão que nivelam todas as instituições no mesmo patamar.

Esses modelos mais complexos estão agrupados nas metodologias utilizadas na denominada *Advanced Measurement Approach* (AMA - Abordagem de Mensuração Avançada). A *Loss Distribution Approach* (LDA - Abordagem de Distribuição de Perdas), vem se tornando a mais utilizada pelos bancos. Não há notícias de sua utilização pelas seguradoras, haja vista que a regulação deste mercado ainda não entrou em vigor. Esta abordagem requer que a instituição elabore uma base de dados das suas perdas operacionais, conforme os requerimentos regulatórios aplicáveis. As distribuições por frequência e severidade dessas perdas serão calculadas e posteriormente agregadas; a simulação de Monte Carlo vem se tornando a ferramenta mais utilizada para esta agregação. O objetivo é identificar o valor do capital requerido para suportar as perdas operacionais dentro de dado nível de confiança (que é de 99,9% segundo Basileia II e 99,5% segundo Solvência II) em dado horizonte de tempo (normalmente um ano).

1.2 Problema da pesquisa

Até o advento dos grandes eventos de perdas operacionais, inaugurado em 1995 com a fraude ocorrida no Banco Bahrings, a legislação aplicável ao cálculo do capital regulatório era relativamente simples, sendo representada internacionalmente pelas regulações conhecidas como Basileia I (aplicável aos bancos) e Solvência I (aplicável às seguradoras).

Com o agravamento desta situação, evidenciado pela sucessão de eventos de perdas operacionais, os órgãos reguladores nacionais e internacionais passaram a emitir legislações cada vez mais rigorosas, com o objetivo de mitigar a possibilidade de ocorrência de novos eventos desse tipo, e para preservar a estabilidade do sistema financeiro.

Foram promulgados, no exterior, os normativos Basileia II e Solvência II, que aumentaram as exigências relacionadas ao Risco Operacional, passando a requerer critérios mais rigorosos para o cálculo do seu capital regulatório.

No Brasil, o Banco Central (órgão regulador dos bancos e instituições financeiras) publicou em 2006 a Circular 3.380, que normatiza a estrutura de gerenciamento do Risco Operacional. Adicionalmente, publicou a Circular 3.383 em 30/04/2008, que dispõe sobre os critérios para o cálculo do capital requerido através de fórmulas padronizadas. Em 04/03/2013 publicou a Circular 3.640, que atualizou os critérios da Circular anterior, porém cuja vigência somente se iniciará em 01/10/2013. A norma referente ao cálculo através do modelo avançado ainda não foi publicada.

Ainda no Brasil, o Conselho Nacional de Seguros Privados (CNSP), órgão responsável pela fixação das diretrizes e normas da política de seguros privados, abrangendo os mercados de seguro, previdência privada aberta, capitalização e resseguro, publicou em 18/02/2013 a Resolução 283, que dispõe sobre os critérios de cálculo do capital de risco baseado no Risco Operacional, utilizando a fórmula padronizada. A norma referente ao cálculo através do modelo avançado ainda não foi publicada.

O problema principal desta pesquisa é a elaboração de modelo para cálculo e gestão do Risco Operacional de uma Companhia Seguradora, utilizando a Abordagem Avançada, em preparação aos futuros requerimentos regulatórios a serem publicados no Brasil, a exemplo dos regulamentos similares já publicados pelos órgãos reguladores no exterior.

Os problemas específicos são:

- a) A discussão conceitual sobre a elaboração da base de dados de perdas operacionais, que será o fundamento do modelo para gestão dos riscos; e
- b) A elaboração de um modelo propriamente dito que atenda os requisitos regulatórios e que ao mesmo tempo seja adequado às características de uma companhia Seguradora, possibilitando, por isso, a redução desse capital.

1.3 Objetivos da pesquisa

O objetivo principal desta pesquisa é o desenvolvimento de um modelo que aplique a metodologia LDA para Gestão do Risco Operacional de uma Companhia Seguradora.

Os seus objetivos específicos são:

- a) Estimar a perda agregada de uma companhia Seguradora, a partir da abordagem da distribuição de suas perdas operacionais, com nível de confiança de 99,5%, e horizonte de tempo de um ano;
- b) Avaliar as diversas técnicas utilizadas para as distribuições de frequência e severidade passíveis de utilização;
- c) Utilizar a Simulação de Monte Carlo para agregar as distribuições de frequência e severidade.

1.4 Justificativa da pesquisa

A justificativa desta pesquisa está na importância e atualidade do tema, reconhecidas pelos diversos órgãos reguladores do sistema financeiro nacional e internacional, que estão emitindo novas regulamentações específicas para esse tipo de risco.

A pesquisa também se justifica pelas frequentes ocorrências de eventos de perdas operacionais, de valor considerável, com influência negativa no funcionamento do sistema financeiro nacional e internacional.

Justificativa adicional são os desdobramentos dos eventos de perdas operacionais, quer na ameaça à perenidade das próprias instituições, quer no risco sistêmico por elas gerado, com sérias probabilidades de danos ao sistema financeiro nacional e internacional.

Por último, a pesquisa se justifica pela necessidade das companhias seguradoras calcularem adequadamente o seu capital regulatório, que somado às reservas técnicas, formam a parte do capital cuja destinação não é livre, mas determinada pelas disposições legais aplicáveis. Consequentemente, é do maior interesse das Seguradoras o cálculo adequado do valor do capital regulatório, para que ele represente adequadamente as características dos riscos das suas operações, e em consequência, liberem ao máximo possível, o percentual de capital livre que possa ser utilizado para o desenvolvimento e alcance das suas estratégias corporativas.

CAPÍTULO II – REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Desenvolvimento da conceituação do Risco Operacional

Até meados da década de 1990, o Risco Operacional não recebia atenção especial por parte das firmas ou dos órgãos reguladores do sistema financeiro internacional. De fato, até aquela época, não havia nem mesmo uma definição precisa do que seria Risco Operacional, que era então compreendido como sendo “todo risco que não seja Risco de Mercado nem de Crédito” (CRUZ, 2005, p.9).

Entretanto, essa atenção recente ao Risco Operacional é um paradoxo, pois ele sempre foi inerente às atividades de qualquer instituição, não somente às das instituições financeiras (HUEBNER, 2010).

O motivo da mudança em definitivo desse cenário foi a ocorrência de uma série de eventos de perdas operacionais, que ocasionaram prejuízos milionárias às firmas e ao mercado em geral. De fato, a primeira menção ao termo Risco Operacional ocorreu quando da falência do Banco Barings, em 1995, devido a operações fraudulentas de um operador (CRUZ, 2005).

De lá para cá, os eventos relacionados a Risco Operacional se sucederam, conforme exemplificado nos quadros 1 e 2:

Quadro 1 – Exemplos de perdas operacionais do mercado bancário mundial

Empresa e/ou Evento	Ano	Valor da perda	Comentários
Sumitomo Corporation	1996	US\$ 2,6 bilhões	Operações comerciais não autorizadas
Orange County bank	1998	US\$ 1,7 bilhão	Operações comerciais não autorizadas e subsequente falência devido ao valor das perdas
Enron Corporation	2001	US\$ 2.2 bilhões	Fraudes na contabilidade e em operações comerciais
Société Générale Bank	2008	€4,9 bilhões	Operações comerciais fraudulentas
World Trade Center	2011	US\$ 27 bilhões	Sinistros pagos pelas seguradoras em decorrência dos atentados terroristas, sem considerar os outros tipos de perdas relacionados (interrupções de negócios, danos a ativos físicos e/ou desaparecimento de empresas)

Fonte: o autor, baseado em Galloppo e Rogora (2011)

Quadro 2 – Exemplos de perdas operacionais do mercado segurador mundial

Empresa e/ou Evento	Ano	Valor da perda	Comentários
Prudential Insurance	1997	US\$ 2.0 bilhões	Práticas abusivas na venda de seguros de vida no período de 1982 a 1995.
State Farm Insurance	1999	US\$ 1.2 bilhão	Fraude da seguradora ao requerer que danos nos automóveis segurados fossem reparados com peças não aprovadas pelos fabricantes dos veículos.
Metlife Insurance	2002	US\$ 250 milhões	Discriminação racial pela cobrança agravada de prêmios de seguros de vida para negros, em relação aos valores praticados para brancos, de 1901 a 1972.
Aetna Insurance	2003	US\$ 170 milhões	Prática desleal por atrasar e negar reembolsos e rejeição de autorizações para procedimentos médicos necessários.
ACE Insurance	2006	US\$ 80 milhões	Práticas desleais em concorrências pelos corretores, que direcionavam seus clientes para seguradoras que pagavam comissões maiores.
AIG Insurance	2006	US\$ 1.6 bilhão	Operações ilegais entre a AIG e a General Re e acusações de fraudes em relatórios contábeis e financeiros desde os anos 1980.
Zurich Insurance	2006	US\$ 325 milhões	Práticas desleais em concorrências e contabilização inadequada de produtos não-tradicionais.

Fonte: o autor, adaptado de Superintendência de Seguros Privados (SUSEP, 2012)

O volume expressivo do grande dano causado pelo Risco Operacional motivou o aparecimento de organizações cujo objetivo é registrar essas perdas. Uma destas organizações é a Op-Vantage, cujos registros num período de pouco mais de dez anos catalogaram 7.000 perdas de valor superior a US\$ 1 milhão, totalizando o surpreendente valor de US\$ 272 bilhões (ALEXANDER, 2003).

Alexander (2003) relaciona os sete tipos de riscos operacionais que podem ser categorizados em termos de frequência e severidade, conforme o quadro 3:

Quadro 3 – Frequência e Severidade dos tipos de Riscos Operacionais

Risco	Frequência	Severidade
Fraude interna	Baixa	Alta
Fraude externa	Alta / Média	Baixa / Média
Práticas trabalhistas e de segurança do local de trabalho	Baixa	Baixa
Práticas relacionadas a clientes, produtos e negócios	Baixa / Média	Alta / Média
Danos a ativos físicos	Baixa	Baixa
Interrupção de negócios e falha de sistemas	Baixa	Baixa
Execução, entrega e gestão do processo	Alta	Baixa

Fonte: Alexander (2003)

É fato relevante que na base de dados de perdas da Op-Vantage mais de 70% dos registros referem-se ao tipo de risco Práticas relacionadas a clientes, produtos e negócios, cuja origem está na falha não intencional ou na negligência em obrigações profissionais relacionadas a clientes ou a desenho de produtos. Por exemplo: quebra de privacidade, vendas agressivas, práticas comerciais impróprias, lavagem de dinheiro, manipulação do mercado, entre outras (ALEXANDER, 2003).

Cabia, portanto, ao processo do desenvolvimento do conhecimento sobre o Risco Operacional, a elaboração de uma definição precisa sobre o que ele seria. Uma das primeiras definições foi elaborada em 1993 pelo Grupo dos Trinta, uma organização internacional privada sem fins lucrativos, composta por representantes do mais alto nível do mundo financeiro, vindos dos setores público e privado e dos meios acadêmicos, cujos objetivos são aprofundar o entendimento das questões financeiras e econômicas e analisar as repercussões internacionais das decisões tomadas nos setores público e privado. Este grupo relacionava o Risco Operacional à fragilidade dos controles internos das firmas, ao defini-lo como sendo “as perdas originadas de sistemas ou controles inadequados, destacando-se o erro humano ou de gestão” (MOOSA, 2007a).

Já a definição do Bankers Trust (consórcio de bancos americanos criado para a administração de ativos financeiros de terceiros) alargava o alcance desse risco, por entender que ele abrange todas as formas de relacionamento da instituição com seu público interno e externo, incluindo-se os ativos sob sua responsabilidade e as tecnologias que utilizava no curso de sua atividade (MOOSA, 2007b).

A definição que se tornou a de maior aceitação foi a do Comitê de Basileia (EUROPEAN COMMISSION, 2004), que definiu o Risco Operacional como sendo: “o risco de perdas resultantes de processos internos falhos ou inadequados, pessoas e sistemas ou eventos externos. Esta definição inclui o risco legal, mas exclui os riscos estratégicos e reputacionais”. Este Risco Legal “inclui, mas não está limitado a exposições a multas, penalidades ou danos punitivos resultantes de ações fiscalizadoras ou de negociações privadas”.

Portanto, a exposição ao Risco Operacional se dá num amplo espectro de possibilidades, tais como: segurança e integridade da informação, erro e/ou desonestidade dos membros da empresa, procedimentos de admissão e demissão de pessoal; entre outros. Em resumo, ele alcança todas as áreas e atividades da firma (BREDEN, 2009).

Objetivando delinear a gestão desse risco, o mesmo Comitê de Basileia (EUROPEAN COMMISSION, 2004) classifica as perdas operacionais em: fraudes internas; fraudes externas; demandas trabalhistas e segurança deficiente do local de trabalho; práticas inadequadas relativas a clientes, produtos e serviços; danos a ativos físicos; interrupção dos negócios e falhas em sistemas; e execução, entrega e gestão dos processos da instituição.

Em contraponto, Panjer (2006) entende que esta definição não parece ser suficiente para alcançar toda abrangência desse risco. Ele entende que não existe uma definição que possa ser universalmente aceita, propondo significados diferentes até mesmo para o termo operações, que pode assumir significações diferentes de firma para firma. Por último, entende o autor citado que a sua natureza é genérica, aplicando-se a firmas de todos os tipos, ainda que as características individuais de cada firma sejam diferentes entre si.

Em mais um contraponto, Gillet et al. (2010) enfatizam um efeito excluído da definição de Basileia: o Risco Reputacional. Eles pesquisaram 154 eventos de perdas operacionais ocorridos entre 1990 e 2004 em firmas financeiras listadas nas maiores bolsas americanas e europeias. Seu objetivo era verificar se existe correlação entre o valor de mercado da firma e o das perdas financeiras por elas anunciadas. Os resultados indicaram retornos negativamente anormais na data de anúncio das perdas, seguido de aumento no volume de transações das ações destas empresas. Quando as perdas eram causadas por fraudes internas, a pesquisa identificou que a perda em valor de mercado foi maior do que a perda propriamente dita, o que foi interpretado pelos pesquisadores como um sinal de existência de dano reputacional correlacionado ao Risco Operacional.

Dada a forte relação entre o Risco Operacional e as perdas, o seu registro constitui-se numa importante ferramenta para a sua gestão pelas instituições financeiras, como subsídio para a tomada de decisão e como um indicador importante de gestão de riscos: o apetite de riscos (HUEBNER, 2010).

Concordemente, De Fontnouvelle et al. (2006) conduziram pesquisa sobre um modelo para gestão do Risco Operacional em bancos com atuação internacional, baseado em dados de perdas. Eles ressaltam a importância do entendimento e mensuração desse risco, concluindo que nessas instituições, o montante de capital para Risco Operacional normalmente é superior ao do Risco de Mercado. O motivo é que o impacto de um evento operacional frequentemente se estende muito além do evento que o originou. Além disso, a percepção do mercado que

dada instituição possui controles internos fracos ou seu pessoal adota conduta ética inapropriada, pode levar ao comprometimento da sua reputação.

2.2 Características

Segundo Breden (2008), uma das principais características dos Riscos Operacionais nas firmas financeiras é que eles podem ocorrer a cada momento, quer na falha de um sistema, na performance do pessoal, ou em falhas de desenho de processos. Ademais, novas exposições a riscos podem se originar da própria evolução contínua dos produtos, processos e sistemas.

Em ponto, Mittnik e Starobinskaya (2010) entendem que o alto volume e velocidade das transações bancárias atuais são fator de incremento substancial da exposição da instituição ao Risco Operacional.

Por isso faz-se necessária a construção e aperfeiçoamento da infraestrutura de controles internos das instituições, inclusive para sua proteção contra riscos operacionais extremos, mesmo aqueles que nunca tenham ocorrido. A definição do ambiente de controles varia em cada instituição, conforme a sua estratégia, pois um ambiente com poucos mecanismos de controles pode levar à expectativa de altos lucros no curto prazo, porém está sujeito a frequentes perdas operacionais; enquanto que um ambiente inverso, com muitos mecanismos de controles e repetidas checagens, pode diminuir a expectativa de lucratividade, porém também diminuirá a probabilidade das perdas (BREDEN, 2008).

Assim, a decisão do ambiente de controles internos mais adequados à instituição passa por uma análise do formato custo versus benefício, onde o custo refere-se à implantação da estrutura de controles e os benefícios são as potenciais reduções das perdas operacionais. A decisão deverá conformar-se com a estratégia da firma e com o apetite de riscos que se dispõe a aceitar (BREDEN, 2008).

Apesar do desenvolvimento de uma estrutura de controles internos para mitigar esse risco, o erro humano, que é a maior fonte das falhas operacionais, nunca será completamente eliminado. Por isso, ao desenhar as suas estruturas de controles internos, as firmas devem implementar, através de diversos mecanismos de treinamento e comunicação, uma cultura de risco. Assim como qualquer mudança de comportamento, isso leva tempo e requer o comprometimento da alta administração (HAIN, 2008).

Adicionalmente, a gestão do Risco Operacional também depende de que as informações constantes nas suas bases de perdas sejam verdadeiras e adequadas. Para isso, as firmas devem implementar algum tipo de incentivo aos empregados em comunicar esses eventos, abrandando as consequências de eventual erro não intencional (HAIN, 2008).

Adicionalmente, o ambiente regulatório é outro fator de exposição da atividade financeira ao surgimento contínuo de novos riscos operacionais, quer pela alteração da legislação em vigor, quer pela mudança na linha de produtos da instituição (BREDEN, 2009).

Em ponto, Chernobai, Rachev e Fabozzi (2007) chamam a atenção para o agravamento dos efeitos das perdas operacionais, em consequência da globalização com a consequente desregulamentação financeira.

2.3 O papel da Regulação

A crescente relevância do Risco Operacional tem se refletido na publicação de regulações específicas para a sua mensuração e gestão por parte das instituições financeiras e seguradoras, como Basileia II e Solvência II. O objetivo destas regulações é garantir a estabilidade do sistema financeiro internacional (CRUZ, 2005).

Entretanto, a pesquisa de Kohen e Santomero (1980) demonstra que o objetivo das regulações pode não ser atingido caso as novas regulações acabem por demandar níveis mais altos de capital regulatório, fragilizando, desta forma, o capital destas instituições.

Adicionalmente, segundo Danielsson (2003) a nova tendência de regulação do sistema financeiro isto é, o modelo de regulação baseada em risco de Basileia II, tem sido alvo de críticas, especialmente quanto aos modelos estatísticos e às análises econômico-financeiras determinadas por ela.

Serão consideradas a seguir a regulação internacional e nacional relativas ao mercado financeiro, particularmente dos bancos e seguradoras.

2.4 A regulação internacional do setor bancário

A norma internacional aplicável ao mercado bancário que será abordada nesta pesquisa é a *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards - A Revised Framework* (Convergência Internacional de Mensuração de Capital e Padrões de Capital – Um Modelo Revisado), também conhecido como Basileia II. Esta norma trata do Risco Operacional de forma particularizada, conforme a definição já apresentada nesta pesquisa (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

Basileia II determina três métodos para calcular as exigências de capital regulatório para esse risco, numa contínua e crescente sofisticação de sensibilidade a risco: a *Basic Indicator Approach* (BIA - Abordagem do Indicador Básico), a *The Standardised Approach* (TSA - Abordagem Padronizada), e a *Advanced Measurement Approach* (AMA - Abordagem da Mensuração Avançada) (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

Esta pesquisa não considera Basileia III como o normativo legal aplicável, devido à sua incipiente implantação pelas instituições financeiras no Brasil.

2.4.1 A abordagem BIA

A abordagem do Indicador Básico demanda a imobilização de capital para o risco no valor igual à média dos três anos anteriores de um percentual fixo sobre a receita bruta anual, definida como sendo o somatório da receita líquida de juros com a receita líquida não relacionada a juros. Os anos em que os resultados foram negativos não devem ser considerados. Esta é a abordagem mais simples de cálculo do capital regulatório (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

A fórmula para o cálculo do capital desta abordagem é:

$$K_{BIA} = GI \times \alpha$$

Onde:

K_{BIA} é o capital requerido;

GI é a média da receita bruta dos últimos três exercícios, se positiva;

α é o percentual de 15%, assim definido pelo Comitê de Basileia, após diversos estudos de impacto quantitativo (QIS – *quantitative impact study*).

2.4.2 A Abordagem TSA

A Abordagem Padronizada divide as atividades dos bancos em oito linhas de negócios, discriminadas no quadro 4. A imobilização de capital para cada linha de negócios é calculada pela multiplicação da receita bruta por um fator (denominado beta) designado para cada uma delas (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

O banco necessita da autorização do órgão regulador para se habilitar ao uso desta abordagem. Alguns dos requisitos que necessita cumprir para isso são: o envolvimento da alta administração na supervisão do modelo de gestão desse risco, que deve ser conceitualmente correto e implementado com integridade; e deve haver recursos suficientes para utilização desta abordagem nas suas principais linhas de negócios, nas áreas de controle e de auditoria (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

A fórmula para cálculo do capital requerido por esta abordagem é:

$$K_{TSA} = \left\{ \sum_{years\ 1-3} \max \left[\sum GI_{1-8} X (\beta_{1-8}), 0 \right] \right\} / 3$$

Onde:

K_{TSA} é o valor do capital requerido sob esta Abordagem;

GI_{1-8} é a receita anual bruta em dado ano, para cada uma das oito linhas de negócios;

β_{1-8} é um percentual fixo, designado pelo Comitê, referente ao nível de capital requerido para o nível de receita bruta para cada uma das oito linhas de negócio, conforme o quadro 4.

Quadro 4 – Linhas de negócios e tipos de eventos

Linhas de negócio / Células de risco	Tipos de eventos
Finanças Corporativas / Corporate Finance ($\beta_1 = 0,18$)	Fraudes internas
Comercialização e Vendas / Trading & Sales ($\beta_2 = 0,18$)	Fraudes externas
Linha de varejo / retail banking ($\beta_3 = 0,12$)	Práticas de emprego e de segurança do local de trabalho

Linha Comercial / Commercial banking ($\beta_4 = 0,15$)	Clientes, produtos e práticas de negócios
Pagamento e Compensação / payment and settlement ($\beta_5 = 0,18$)	Danos a ativos físicos
Serviços de Agenciamento / Agency services ($\beta_6 = 0,15$)	Interrupção de negócios ou falha de sistemas
Gestão de Ativos / Asset management ($\beta_7 = 0,12$)	Execução, entrega e gestão de processos
Corretagem de Varejo / Retail brokerage ($\beta_8 = 0,12$)	Corretagem de Varejo

Fonte: o autor, adaptado de Shevchenko (2010)

2.4.3. Abordagem ASA

Alternativamente ao TSA, os órgãos reguladores nacionais podem autorizar um banco a utilizar a *Alternative Standard Approach* (ASA - Abordagem Padronizada Alternativa), se o banco comprovar que ela aperfeiçoa sua base de cálculo, por exemplo, evitando consideração de riscos em duplicidade, isto é, considerando os mesmos riscos em mais de uma linha de negócio ou célula de risco. Uma vez adotada esta abordagem, o banco não poderá alterá-la sem a permissão do regulador (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

Nesta Abordagem, o cálculo de capital requerido é o mesmo da abordagem padronizada, exceto em duas linhas de negócios: varejo e comercial. Para estas linhas os empréstimos e adiantamentos multiplicados por um fator fixo “m”, substituem a receita bruta como fator de exposição (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

2.4.4 A Abordagem AMA

Nesta abordagem, que é a mais sofisticada de todas, o requerimento regulatório de capital será igual ao risco mensurado pelo modelo interno do banco, considerando critérios quantitativos e qualitativos (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

Suas principais características são: o cálculo do capital requerido deve ter um nível de confiança de 99,9% para o período de um ano; os benefícios da diversificação são permitidos, desde que o modelo de dependência seja aprovado pelo regulador; e redução máxima de capital regulatório limitada a 20% quando a instituição optar pela contratação de seguros nos

casos de perdas operacionais passíveis dessa forma de mitigação, em comparação com o valor cheio (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

É necessária a aprovação do órgão regulador para a utilização de todas as abordagens, exceto a BIA. No caso da AMA, o nível de exigências para aprovação é o maior de todas, incluindo-se requerimentos relacionados ao seu sistema de gestão de riscos operacionais e à adequação dos seus controles internos (EUROPEAN COMMISSION, 2004).

2.5 A regulação bancária nacional

No Brasil, o Banco Central (BACEN - órgão regulador dos bancos e instituições financeiras) publicou em 29 de Junho de 2006 a Circular 3.380, que normatiza a estrutura de gerenciamento do Risco Operacional. Ela adota a mesma definição de Risco Operacional do Comitê de Basileia (BRASIL, 2006).

A norma classifica os eventos de risco operacional de forma similar à Basileia. A estrutura de gerenciamento demandada pelo BACEN inclui requerimentos de governança (determinação de papéis e responsabilidades), registro e *disclosure* (relatórios sobre as deficiências de controle e criação de base de perdas), testes de avaliação dos sistemas de controle, e a implementação de plano de contingência para assegurar a continuidade das atividades. Constatadas a inadequação ou insuficiência dos controles do Risco Operacional, o Banco Central do Brasil poderá determinar a adoção de controles adicionais ou restringir os limites operacionais da instituição que deixar de observar, no prazo estabelecido, as suas determinações (BRASIL, 2006).

Complementarmente, o BACEN publicou a Circular 3.383 no dia 30 de abril de 2008, que estabelece os procedimentos para o cálculo da parcela do Patrimônio de Referência Exigido (PRE) referente ao risco operacional (POPR). Tal cálculo poderia se basear nas abordagens BIA, TSA ou ASA (BRASIL, 2008).

A norma estabelece que o Indicador de Exposição ao Risco Operacional (IE) corresponde, para cada período anual, à soma dos valores semestrais das receitas de intermediação financeira e das receitas com prestação de serviços. As suas linhas de negócio são ligeiramente diferentes das de Basileia II: Varejo; Comercial; Finanças Corporativas;

Negociação e Vendas; Pagamentos e Liquidações; Serviços de Agente Financeiro; Administração de Ativos; e Corretagem de Varejo (BRASIL, 2008).

Também estabelece que o Indicador Alternativo de Exposição ao Risco Operacional (IAE) corresponde, para cada período anual, à média aritmética dos saldos semestrais das operações de crédito, de arrendamento mercantil e de outras operações com características de concessão de crédito e dos títulos e valores mobiliários não classificados na carteira de negociação, multiplicada pelo fator 0,035, computadas as exclusões autorizadas (BRASIL, 2008).

A fórmula para cálculo pela abordagem BIA é:

$$P_{OPR} = \frac{\sum_{t=1}^3 \max[0,15 \times IE_t ; 0]}{n}, \text{ onde:}$$

IE_t = Indicador de Exposição ao Risco Operacional no período anual "t";

n = número de vezes, nos três últimos períodos anuais, em que o valor do IE é maior que zero.

A fórmula de cálculo pela Abordagem TSA é:

$$P_{OPR} = \frac{\sum_{t=1}^3 \max[(\sum_{i=1}^2 IAE_{i,t} \times \beta_i) + (\sum_{i=3}^8 IE_{i,t}) \times \beta_i ; 0]}{n}, \text{ onde:}$$

$IAE_{i,t}$ = Indicador Alternativo de Exposição ao Risco Operacional, no período anual "t", apurado para as linhas de negócio "i";

$IE_{i,t}$ = Indicador de Exposição ao Risco Operacional, no período anual "t", apurado para as linhas de negócio "i";

β_i = fator de ponderação aplicado à linha de negócio "i".

O valor do fator de ponderação (β_i) corresponde a:

- (a) 0,12 para as linhas de negócio Varejo, Administração de Ativos e Corretagem de Varejo;
- (b) 0,15 para as linhas de negócio Comercial e Serviços de Agente Financeiro; e
- (c) 0,18 para as linhas de negócio Finanças Corporativas, Negociação e Vendas e Pagamentos e Liquidações.

Todas as operações da instituição financeira devem estar distribuídas em uma das linhas de negócio, de acordo com critérios consistentes e passíveis de verificação. Se uma operação não puder ser distribuída em uma das linhas de negócio, ela deve ser alocada em uma das linhas de negócio cujo fator de ponderação de 0,18, isto é, o maior de todos (BRASIL, 2006).

Por fim, a fórmula de cálculo pela Abordagem ASA é:

$$P_{OPR} = \frac{\sum_{t=1}^3 \max\{[(IAE_t \times 0,15) + (IE_t \times 0,18)]; 0\}}{3}, \text{ onde:}$$

IAE_t = Indicador Alternativo de Exposição ao Risco Operacional, no período anual "t", apurado de forma agregada para as linhas de negócio;

IE_t = Indicador de Exposição ao Risco Operacional, no período anual "t", apurado de forma agregada para as operações não incluídas nas linhas de negócio.

O Banco Central do Brasil poderá exigir que o cálculo da parcela P_{OPR} seja efetuado com utilização da metodologia BIA, nos casos em que o processo de classificação em linhas de negócio não evidenciar a utilização de critérios adequados, consistentes e passíveis de verificação; ou aumento do valor da parcela P_{OPR} quando o valor apurado for incompatível com os riscos operacionais incorridos pela instituição.

Em 04/03/2013 foi publicada a Circular 3.640, que altera os critérios da Circular 3.380, mas que somente entrará em vigor no dia 01/10/2013. A norma referente ao cálculo através do modelo avançado ainda não foi publicada.

2.6 A regulação internacional no mercado segurador

A norma internacional em vigor, acatada pela maioria dos países, é a Diretiva de Solvência do Parlamento Europeu, conhecida como Solvência I, ainda que alguns países, como os Estados Unidos, possuam suas próprias regulações. A primeira versão, publicada em 24/07/1973, tem sofrido diversas emendas ao longo do tempo (EUROPEAN COMMISSION, 1973).

O objetivo da Diretiva é garantir que as seguradoras disponham do capital necessário para honrar os seus compromissos (denominado de reservas técnicas) e também de uma reserva complementar (denominada de margem de solvência), para fazer face aos riscos de sua atividade (EUROPEAN COMMISSION, 1973).

A crise financeira que se iniciou em 2007 evidenciou fragilidades na estrutura europeia de supervisão. Em fevereiro de 2009 foi publicado o Relatório De Larosière, resultado de Grupo de Trabalho constituído para fazer recomendações para reforçar essa estrutura. Uma das suas sugestões foi a criação do Sistema Europeu de Supervisão Financeira e do Comitê Europeu do Risco Sistêmico. Em 22 de Setembro de 2010 o Parlamento Europeu aprovou a criação das novas Autoridades Europeias de Supervisão. Daí nasceu, entre outros organismos, a *European Insurance and Occupational Pensions Authority* (EIOPA - Autoridade Europeia dos Seguros e Pensões Complementares de Reforma) (BERNARDINO, 2013).

A EIOPA passou a ser o órgão regulador responsável pela segunda versão desta normativa, conhecida como Solvência II, que foi publicada em 25 de Novembro de 2009, ainda sob a égide do regulador anterior, *Committee of European Insurance and Occupational Pensions Supervisors* (CEIOPS). Seus principais objetivos são: aumentar a qualidade da regulação; assegurar a robustez financeira das instituições; aumentar o grau de proteção dos clientes; contribuir para a estabilidade do sistema financeiro e harmonizar a supervisão e reporte de informação (BERNARDINO, 2013).

O início de sua vigência tem sido prorrogado sucessivamente desde a previsão inicial para 01 de janeiro de 2013, sendo a nova data prevista o dia 01 de Janeiro de 2016. Os principais motivos são: a grande volatilidade do mercado, que constitui desafio num regime com avaliação consistente com o mercado (especialmente para as garantias de longo prazo); a crise das dívidas soberanas (que suscitou questões em torno do conceito de taxa de juro isenta de risco); as mudanças na regulação bancária trazidas por Basileia III, que pressionam o papel das seguradoras no financiamento de longo prazo do setor bancário; e o ambiente de queda nas taxas de juro que ameaça a sustentabilidade de alguns modelos de negócio segurador (em especial o Ramo de seguros de Vida) (BERNARDINO, 2013).

A norma reguladora do mercado de seguros difere da do mercado bancário, dadas as profundas diferenças entre as duas indústrias, e as características peculiares da atividade

seguradora. Apesar de também poder ser enquadrada no conceito de instituição financeira, o produto de uma seguradora, diferentemente do de um banco, é a promessa de compensação financeira em caso de sinistro, em algum momento no futuro, conforme o contrato de seguro firmado (DOFF, 2007).

À guisa de esclarecimento, a atividade das Seguradoras é classificada em dois ramos: os seguros de vida e os de danos. O produto das seguradoras de vida é a indenização por morte ou pensões para doença ou invalidez. O produto das seguradoras de danos é a reposição dos valores dos bens cobertos pelo contrato de seguro (por exemplo: automóveis, incêndio, lucros cessantes, etc.). No Brasil os prêmios podem ser pagos à vista ou parceladamente, gerando fundos que são investidos para assegurar os compromissos futuros assumidos. Por este motivo, as seguradoras vêm se tornando investidores institucionais cada vez mais importantes (D'OLIVEIRA, 2006).

A remuneração da seguradora é denominada prêmio, o qual, num mercado perfeito com expectativas racionais, representaria o valor presente da expectativa de perdas futuras, calculado conforme a informação disponível no momento da sua emissão. Na última década têm ocorrido variações nos valores dos prêmios, especialmente nos seguros de danos, devido a diversos fatores, entre eles: o desequilíbrio entre a oferta e a demanda (por exemplo: guerra de preços entre concorrentes, erros na elaboração dos cálculos, etc.), choques externos (por exemplo: alterações nas taxas de juros, demandas regulatórias, perdas catastróficas, etc.) e influências diversas nos negócios (por exemplo: alterações na situação macroeconômica) (MEIER e OUTREVILLE, 2003).

Segundo Price Waterhouse Coopers (2011) Solvência II é uma normativa apresentada em três pilares: o Pilar I estabelece requerimentos qualitativos e quantitativos para o cálculo das provisões técnicas e dos fundos próprios. O Pilar II apresenta os requerimentos de governança, e o Pilar III os requerimentos de divulgação e comunicação (*disclosure*).

O Pilar I, objeto desta pesquisa, estabelece que as seguradoras deverão calcular o seu *Solvency Capital Requirement* (SCR – Requerimento de Capital de Solvência) através de fórmulas padrão ou de modelos internos aprovados pelo órgão regulador. O SCR é uma medida de capital sensível a risco calibrada para assegurar que a Seguradora estará apta a

arcar com os suas obrigações no prazo de um ano com probabilidade de pelo menos 99,5% (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2011).

O conceito de Solvência significa a disponibilidade de capital para fazer frente aos riscos assumidos pela Seguradora. Esses riscos incluem o *Minimum Capital Requirement* (MCR – Capital Mínimo Requerido) e os quatro tipos diferentes de riscos regulatórios: Subscrição, Crédito, Mercado e Operacional.

O Risco de Subscrição é definido como sendo a possibilidade de ocorrência de perdas que contrariem as expectativas da Seguradora, associadas, diretamente ou indiretamente, às bases técnicas e atuariais utilizadas para cálculo de prêmios, contribuições e provisões técnicas, decorrentes das suas operações (BRASIL, 2013 a).

O Risco de Crédito é definido como sendo a possibilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento, pelo tomador ou contraparte, das suas respectivas obrigações financeiras nos termos pactuados, e/ou da desvalorização dos recebíveis decorrente da redução na classificação de risco do tomador ou contraparte (BRASIL, 2010).

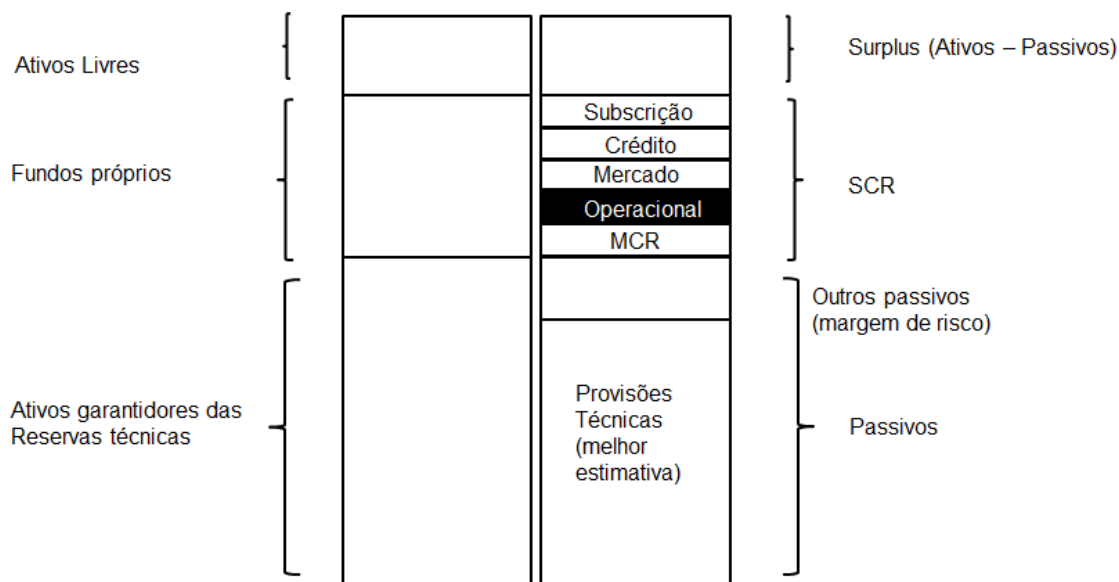
O Risco de Mercado ainda não está regulado, e o Risco Operacional é o próprio objeto desta pesquisa.

O MCR é calibrado para representar nível de segurança menor (probabilidade de 85% no mesmo prazo de um ano). Os recursos financeiros da seguradora não podem ficar abaixo do MCR (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2011).

O SCR deve ser coberto com fundos próprios (que podem incluir alguns valores fora do balanço, como por exemplo cartas de crédito). O MCR só pode ser coberto com fundos próprios originários do balanço (PRICEWATERHOUSECOOPERS, 2011).

A figura 1 representa os requerimentos de capital do Pilar I:

Figura 1 - Requerimentos de capital de uma Seguradora



Fonte: o autor, adaptado de PriceWaterhouseCoopers (2011)

Percebe-se claramente pela figura 1 a importância de uma adequada identificação e gestão de riscos por parte das seguradoras, devido às imposições legais de imobilização de capital para fins de garantia de reservas técnicas e de formação de capital para MCR e SCR. Modelos internos bem dimensionados podem reduzir a necessidade de capital regulatório, disponibilizando, em consequência, maior volume de capitais livres para os projetos e estratégias de negócio das instituições (EUROPEAN COMMISSION, 2009 a).

A normativa define o Risco Operacional de forma similar à Basileia, como sendo “risco de perdas resultantes de procedimentos internos inadequados ou deficientes, do pessoal ou dos sistemas, ou ainda de acontecimentos externos. A definição do Risco Operacional aqui inclui os riscos jurídicos, mas exclui os riscos resultantes de decisões estratégicas e os riscos de reputação” (EUROPEAN COMMISSION, 2009 b).

É relevante mencionar que o capital de solvência (SCR) deve ser calculado com base no princípio da continuidade das atividades da empresa. Esse cálculo deve ser feito no mínimo uma vez por ano (EUROPEAN COMMISSION, 2009a).

Conforme EUROPEAN COMMISSION (2009b) a fórmula padrão para cálculo do capital para risco operacional é:

$$SCR_{op} = \min\{0.30 \cdot BSCR_{cap} \cdot BSCR; Op_{lnul}\} + 0,25 \cdot Exp_{ul}, \text{ onde:}$$

SCR_{op} é o capital para risco operacional;

$BSCR_{cap}$ é o valor básico de solvência, não considerado dentre os riscos de subscrição, mercado e crédito;

Op_{lnul} é o capital base para risco operacional para todos os negócios, exceto os ligados a unidades (unit-linked business), brutos de resseguro;

UL_f é o fator a ser aplicado ao montante de despesas anuais (bruto de resseguro) ocorridas em virtude aos negócios ligados às unidades (unit-linked business). A calibragem será especificada a seguir.

Op_{lnul} é dado por: $\max(Op_{premiums}; Op_{provisions})$, onde:

$$\begin{aligned} Op_{premiums} = & P_{life_f} * (Earn_{life} + Earn_{SLT\ Health} - Earn_{life-ul}) + P_{nl_f} \\ & * (Earn_{nl} + Earn_{Non-SLT\ Health}) \\ & + \max\left(0, P_{life_f} * (\Delta Earn_{life} - \Delta Earn_{life-ul})\right) \\ & + \max\left(0, P_{nl_f} * \Delta Earn_{non-life}\right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Op_{provisions} = & TP_{life_f} * (TP_{life} + TP_{SLT\ Health} - TP_{life-ul}) + TP_{nl_f} \\ & * (TP_{nl} + TP_{Non-SLT\ Health}) \\ & + \max\left(0, TP_{life_f} * (\Delta TP_{life} - \Delta TP_{life-ul})\right) \\ & + \max\left(0, TP_{nl_f} * \Delta TP_{non-life}\right) \end{aligned}$$

Onde:

P_{life_f} , P_{nl_f} , TP_{life_f} e TP_{nl_f} são os fatores a serem calibrados;

Δ é a alteração nos prêmios ganhos ou nas provisões técnicas do ano t-1 ao ano t superiores a 10% , sem diferenciação entre Vida e Não-Vida.

A calibragem deve ser feita com VaR de 99.5% para o horizonte de tempo de um ano.

O detalhe dos inputs do modelo, conforme EUROPEAN COMMISSION, 2009b é o seguinte:

TP_{life} – São as provisões técnicas totais de seguro de vida (brutas de resseguro) com piso igual a zero. Inclui os negócios conectados à unidade e vida como obrigações em contratos não-vida (exemplo: anuidades);

$TP_{SLT\ Health}$ - São as provisões técnicas totais de seguro de saúde correspondentes a SLT (brutas de resseguro), com piso igual a zero;

$TP_{life-ul}$ – São as provisões técnicas totais de seguro de vida para negócios conectados a unidades (brutas de resseguro), com piso igual a zero;

TP_{nl} - São as provisões técnicas totais de seguro de não-vida (brutas de resseguro) com piso igual a zero. Inclui os negócios conectados à unidade e vida como obrigações em contratos não-vida (exemplo: anuidades);

$TP_{Non-SLT\ Health}$ - São as provisões técnicas totais de seguro de saúde não correspondentes a SLT (brutas de resseguro), com piso igual a zero;

$Earn_{life}$ – É o valor total dos prêmios ganhos em vida (brutos de resseguro), incluindo negócios lincados à unidade;

$Earn_{SLT\ Health}$ - É o valor total dos prêmios ganhos em seguro saúde correspondentes a SLT (brutos de resseguro);

$Earn_{nl}$ – É o valor total dos prêmios ganhos em vida (brutos de resseguro) de negócios lincados à unidade (brutos de resseguro);

$Earn_{nl}$ - É o valor total dos prêmios ganhos não-vida (brutos de resseguro);

$Earn_{Non-SLT\ Health}$ - É o valor total dos prêmios ganhos em seguro saúde correspondentes a não-SLT (brutos de resseguro);

Exp_{ul} – É o valor total das despesas anuais (brutas de resseguro) incorridas no curso dos negócios conectados às unidades. Inclui despesas administrativas (exceto despesas de aquisição). O cálculo deve ser feito com base nas despesas reais passadas e não em projeções futuras;

$BSCR$ – É o requerimento básico para o capital de solvência da Seguradora.

Além da fórmula-padrão, a Diretiva faculta a utilização de modelos internos, total ou parcialmente (isto é, para apenas alguns dos riscos e não para todos eles), desde que aprovado pelo órgão regulador correspondente (EUROPEAN COMMISSION, 2009). Os riscos para os

quais as seguradoras devem calcular o capital regulatório são: Subscrição, Crédito, Mercado e Operacional (EUROPEAN COMMISSION, 2009a).

2.7 A regulação nacional no mercado segurador

O CNSP publicou a Resolução no. 283 no dia 18 de fevereiro de 2013, que dispõe sobre os critérios de estabelecimento do capital de risco baseado no Risco Operacional.

Ela define Risco Operacional como sendo a “possibilidade de ocorrência de perdas resultantes de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas, ou decorrentes de fraudes ou eventos externos, incluindo-se o risco legal e excluindo-se os riscos decorrentes de decisões estratégicas e à reputação da instituição” (BRASIL, 2013).

A Resolução estipula o cálculo seguindo a seguinte fórmula padrão:

$$CR_{oper} = \min[30\% \times CR_{outros}; \max(OP_{prêmio}; OP_{provisão})], \text{ onde:}$$

CR_{oper} – é o capital de risco baseado no risco operacional;

CR_{outros} - capital de risco calculado conforme norma específica, excluída a parcela relativa ao risco operacional e considerando todos os demais riscos aos quais uma sociedade supervisionada está exposta e as correlações entre eles;

$OP_{prêmio}$ - parcela do capital de risco baseado no risco operacional, derivada dos prêmios ganhos;

$OP_{provisão}$ – parcela do capital de risco baseado no risco operacional, derivada das provisões técnicas.

$$OP_{prêmio} = f_{prem_{vida}} \times [PREM_{vida} + \max(0; PREM_{vida} - 110\% \times pPREM_{vida})] + f_{prem_{n\tilde{a}o-vida}} \times [PREM_{n\tilde{a}o-vida} + \max(0; PREM_{n\tilde{a}o-vida} - 110\% \times pPREM_{n\tilde{a}o-vida})],$$

onde:

$OP_{provisão}$ – parcela do capital de risco baseado no risco operacional, derivada das provisões técnicas;

$$OP_{provisão} = f_{prov_{vida}} \times PROV_{vida} + f_{prov_{n\tilde{a}o-vida}} \times PROV_{n\tilde{a}o-vida};$$

$fPREM_{vida}$ - significa o fator de risco a ser aplicado sobre as parcelas da fórmula de cálculo do capital de risco baseado no risco operacional, correspondentes aos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *vida*;

$PREM_{vida}$ - significa o valor dos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *vida*, auferidos nos últimos 12 meses, contados a partir da data de referência;

$pPREM_{vida}$ - significa o valor dos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *vida*, auferidos entre o 13º e 24º meses, contados a partir da data de referência;

$fprem_{não-vida}$ - significa o fator de risco a ser aplicado sobre as parcelas da fórmula de cálculo do capital de risco baseado no risco operacional, correspondentes aos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *não-vida*;

$PREM_{não-vida}$ - significa o valor dos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *não-vida*, auferidos nos últimos 12 meses, contados a partir da data de referência;

$pPREM_{não-vida}$ - significa o valor dos prêmios ganhos relativos aos produtos do ramo *não-vida*, auferidos entre o 13º e 24º meses, contados a partir da data de referência.

A SUSEP (2013a) também publicou os critérios de aferição dos parâmetros inerentes à fórmula de cálculo do capital de risco (fatores de risco), os quais estão discriminadas no quadro 5:

Quadro 5 – Fatores de risco

FATOR DE RISCO	VALOR
$fprem_{vida}$	0,02%
$fprem_{não-vida}$	0,17%
$fprov_{vida}$	0,09%
$fprov_{não-vida}$	0,85%

Fonte: SUSEP (2013a)

Ainda de acordo com SUSEP (2013a), os critérios para classificação dos produtos entre os ramos *vida* e *não-vida* estão descritos no quadro 6:

Quadro 6 – Critérios de classificação de produtos

CODIFICAÇÃO DOS PRODUTOS CONFORME DISPOSTO NA CIRCULAR SUSEP Nº 395/2009		CLASSIFICAÇÃO PARA FINS DE CÁLCULO DO CAPITAL DE RISCO BASEADO NO RISCO OPERACIONAL
GRUPO	RAMO	RAMO
09-Pessoas Coletivo	Todos os ramos	VIDA
10-Habitacional	61-Seg. Habit. em Apól. de Merc.-Pr	VIDA
10-Habitacional	Todos os ramos, exceto o ramo 61	NÃO-VIDA
11-Rural	98-Seguro de Vida do Produtor Rural	VIDA
11-Rural	Todos os ramos, exceto o ramo 98	NÃO-VIDA
13-Pessoas Individual	Todos os ramos	VIDA
Todos os grupos, exceto os grupos 09, 10, 11 e 13	Todos os ramos	NÃO-VIDA

Fonte: SUSEP (2013a)

2.8. Risco Operacional e a Abordagem Avançada

No que tange aos bancos, o Risco Operacional ainda é disciplina incipiente que carece de maiores estudos. Por isso, o Comitê de Basileia encoraja as instituições a desenvolverem abordagens sofisticadas para a sua gestão, na forma de modelos internos. Em troca oferece a possibilidade de que estes lhes reduzam o montante de capital regulatório (EUROPEAN COMMISSION, 2011a).

No que tange às seguradoras, Solvencia II impôs, em especial às grandes seguradoras, a necessidade de desenvolver e implementar sistemas de mensuração e gestão específicos para o Risco Operacional. Os eventos de perdas dos anos recentes e a recente regulação

evidenciaram a importância desse assunto para as seguradoras, bem como a integração desse risco no sistema de gestão empresarial de riscos das empresas (GATZERT e KOLB, 2012).

Jimenez-Rodriguez et al. (2009) desenvolveram uma pesquisa para verificar se de fato o uso de modelos internos poderia levar à redução dos requerimentos de capital regulatório em bancos. Para isso compararam as Abordagens Padronizadas com a Avançada para calcular o capital em um banco espanhol. Os resultados da pesquisa indicaram um capital regulatório de €64,897 mil euros pelo BIA, €51.917 mil euros pela TSA, e apenas €2.515 mil euros pelo AMA com uso do LDA. Os autores concluíram, portanto, que de fato há redução do capital regulatório.

Apesar das vantagens do AMA, Shevchenko (2009) comenta que a sua adoção apresenta uma série de dificuldades: em primeiro lugar, a criação de uma base que contenha dados internos de perdas em quantidade suficiente. Em segundo lugar está a dificuldade de obter dados externos, o que leva muitos bancos a contratá-los de empresas especializadas. O terceiro fator é a escolha da metodologia mais apropriada à análise de cenários, que permita analisá-los em conjunto com a base de dados externa, com vistas à avaliação quantitativa da distribuição da frequência dos riscos e da sua severidade. Por último, está o desenvolvimento de metodologias para identificar e registrar eventos no ambiente de negócios e outros fatores de controle interno que possam afetar o Risco Operacional.

Essa questão da base de dados é um dos principais assuntos que está sendo atualmente em discussão no mercado segurador brasileiro, em um Grupo Técnico constituído para esta finalidade com a participação do órgão regulador (SUSEP) e de representantes do mercado. No atual estágio destas discussões, um dos principais pontos é quais dados devem integrar a base e como evitar a sua duplicidade com outros tipos de riscos, o que elevaria o valor de capital regulatório para as seguradoras. Seu formato atual está no Apêndice 1 (SUSEP, 2013).

A pesquisa de Moosa (2008) identifica diversas incertezas ainda existentes sobre esse incipiente desenvolvimento de um modelo AMA. Não há atualmente consenso sobre quais técnicas devem ser utilizadas para elaborá-lo, e nem mesmo se elas devem ser consideradas em separado ou em conjunto com outras técnicas. Dentre as diversas técnicas que podem constituir um modelo AMA, além da LDA propriamente dita, citam-se: o *Internal Measurement Approach* (IMA - Abordagem de Mensuração Interna), considerada por alguns autores como apenas uma variação do LDA; o *Scenario Based Approach* (SBA - Abordagem Baseada em Cenário); o *Scorecard or Risk Drivers and Controls Approach* (SCA ou

Abordagem Baseada em Cartões de Pontuação ou Direcionadores de Risco e Controles). Por último, até mesmo a proposta de redução do capital regulatório é questionada em sua viabilidade, dadas as incertezas e a complexidade para a implantação desse modelo.

Em contraponto, Brunner et al. (2009) ressaltam que, apesar das dificuldades para elaborar o AMA, ele, diferentemente dos modelos BIA e TSA, tem a vantagem de efetuar o cálculo do capital regulatório a nível do conglomerado bancário. Isso permite que o cálculo seja influenciado pelos efeitos da diversificação e outros efeitos complexos, levando à redução do capital de risco, ao habilitar os bancos a demonstrarem que seus modelos internos consideram os efeitos da diversificação, exigência do órgão regulador.

Entretanto, esse processo ainda está em estágio inicial no que tange ao Risco Operacional. Os principais problemas são a falta de dados de perdas e de entendimento dos mecanismos que norteiam as correlações entre os diferentes tipos de riscos operacionais (MONTI et. al., 2010).

Bockery e Kluppelberg (2010) propõem uma alternativa para capturar as dependências entre as linhas de negócios e os tipos de riscos, que consiste numa correlação entre os processos Poisson ou pela distribuição copula nos pontos randômicos de tempo onde as perdas operacionais ocorram ou no número de eventos de riscos operacionais. Já Mittnik e Starobinskaya (2010) propõem o uso das redes bayesianas (BN) para modelar o Risco Operacional. Concluem os autores que elas são mais eficientes para capturar as dependências entre as linhas de negócios e os tipos de riscos do que as correlações e as copulas, em especial se o modelo interno utilizar o LDA e modelar a frequência e a severidade das perdas como nós separados dentro das linhas de negócios.

O sucesso da implantação da abordagem AMA requer uma série de outras estruturas de controles internos em funcionamento, para que as possibilidades de sucesso sejam maiores, tais como um plano de continuidade de negócios devidamente testado; abordagens apropriadas às fraudes externa e interna; mecanismos de segurança da informação; uma função de *Compliance* (ou Conformidade, cujas principais atuações são a implantação e monitoramento da adequação da instituição aos regulamentos externos e internos aplicáveis, além de questões o monitoramento da aplicação do Código de Ética e Conduta, inclusive com a disponibilização de canais de denúncias e a apuração de desvios) compatível com as características operacionais e de riscos da instituição; e o imprescindível o suporte da alta administração (QUICK, 2006).

2.9. A metodologia LDA

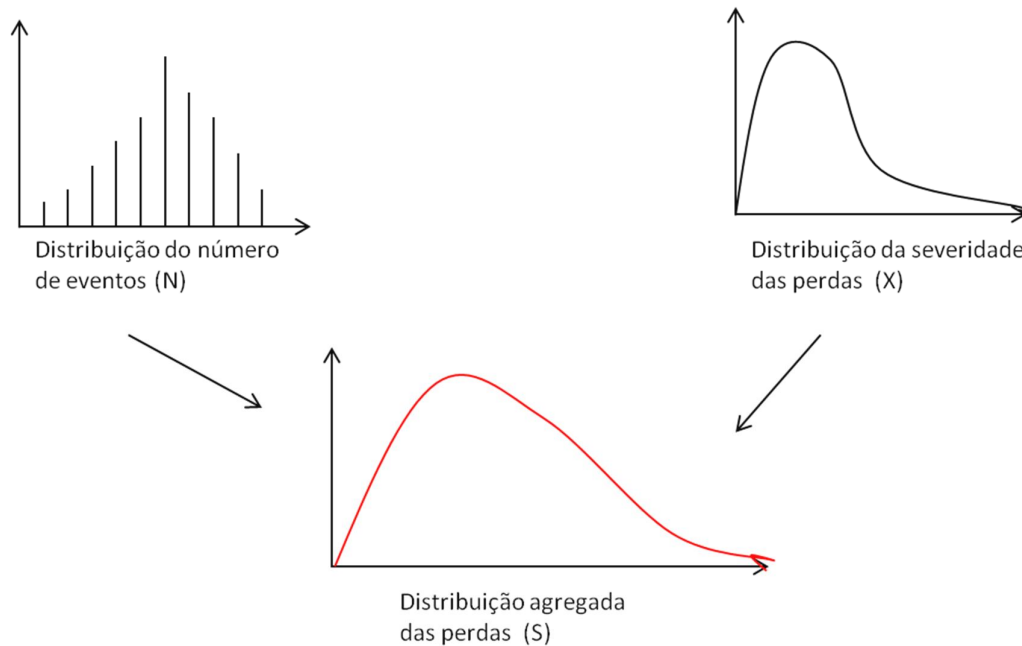
Em conformidade com os requerimentos regulatórios para os bancos, o objetivo principal da gestão do Risco Operacional é determinar o capital requerido para suportá-lo, que normalmente é o próprio valor em risco (Value-at-Risk -VaR) com nível de confiança de 99.9% no período de um ano (BARDOSCIAA E BELLOTTIA, 2012). A regra aplicável às seguradoras determina o VaR de 99,5% (EUROPEAN COMMISSION, 2009).

Conforme Frachot et. al (2001), na abordagem LDA a instituição estima para cada célula de linha de negócios versus tipo de evento as funções de distribuição de probabilidade do impacto e severidade de cada evento para o próximo ano usando seus dados internos, culminando na função de distribuição de probabilidade das perdas operacionais acumuladas.

Segundo Fontnouvelle et al. (2006), um modelo LDA consiste de três elementos básicos: o primeiro é a distribuição das frequências das perdas, cujo objetivo é modelar o número das perdas que possam ocorrer em dado período de tempo (normalmente um ano). O segundo é a distribuição da severidade dessas perdas, cujo objetivo é modelar o valor das perdas individuais que possam ocorrer no mesmo período de tempo. O terceiro é a distribuição das perdas agregadas que uma instituição poderá experimentar no mesmo horizonte de tempo dado.

Navarrete (2006) representa graficamente este processo conforme a figura 2:

Figura 2: Distribuição agregada das perdas



Fonte: o autor, adaptado de Navarrete:2006

Segundo Shevchenko (2010a), na Abordagem LDA os bancos quantificam as distribuições por frequência e severidade das perdas relacionadas aos riscos operacionais para cada célula de risco. A fórmula para o cálculo da perda total anual ($Z_j(t)$) em um banco, ocorrendo nos anos $t=1,2, \dots$, é:

$$Z_j(t) = \sum_{i=1}^{N_j(t)} X_j^{(i)}(t)$$

Nesta fórmula a perda anual $Z_j(t)$ na célula de risco j está modelada para um processo composto ao longo de um ano com a frequência (número anual de eventos) $N_j(t)$ implícita num processo de contagem (exemplo: processo de Poisson) e severidades randômicas $X_j^{(i)}(t)$, $i=1, \dots, N_j(t)$ (SHEVCHENKO, 2010 a).

Ressalte-se que segundo Moosa (2007a), existe um aspecto cíclico nos riscos operacionais e nos seus eventos de perdas, originados de flutuações no cenário macroeconômico. Estas questões cíclicas, que estão embutidas nos dados de perdas ocorridas, por exemplo em

situações de expansão econômica, podem não ser adequados se o cenário se alterar para uma recessão.

Segundo Navarrete (2006) há duas abordagens para se combinar as distribuições: a primeira são as Soluções de Formas Fechadas, que envolvem fórmulas analíticas, normalmente convoluções e outras operações com integrais (por exemplo a transformação de Fourier, que opera no domínio da frequência). A distribuição agregada das perdas é obtida pelo inverso da transformação de Fourier. A segunda são as Soluções de Formas Abertas, que consistem em transformar as distribuições para que possam ser manipuladas mais eficientemente.

Ainda segundo Navarrete (2006), Basileia II determina que a gestão do Risco Operacional identifique o valor do capital requerido para suportar as perdas operacionais inesperadas dentro de dado nível de confiança (normalmente 99,9%). O VaR Operacional é obtido através de um percentual da distribuição agregada das perdas dentro de determinado nível de confiança, em um determinado horizonte de tempo.

Em ponto, Shevchenko (2010) concorda que uma das maiores dificuldades para estimar o capital em risco na metodologia LDA é agregar as distribuições de perdas. Felizmente, o advento do maior poder de processamento tornou as soluções de forma fechadas acessíveis aos riscos operacionais, em especial Monte Carlo, recursão de Panjer e transformação de Fourier.

Entretanto, segundo Bardosciaa e Bellottia (2012), o LDA falha em capturar as correlações entre os eventos de perdas, porque assume que a frequência e a severidade de cada processo são variáveis randômicas.

Concordemente, Frachot et al (2004) e Powojowski et al (2002) consideram razoável a suposição da existência de algum nível de correlação entre os diversos tipos de eventos de perdas. Entretanto, se essa hipótese fosse assumida, além acrescentar maior complexidade ao modelo, haveria incremento na necessidade de capital regulatório, desestimulando a adoção de modelos internos pelas instituições financeiras.

Por fim, ao comparar os diversos métodos de agregação de perdas operacionais, Temnov e Warnung (2008) comentam sobre algumas características comuns à maioria das bases de perdas das instituições financeiras: as distribuições com caldas pesadas, que são consideradas na *Extreme Value Theory* (EVT - Teoria do Valor Extremo, as raras perdas severas e as particularidades de processos onde estas perdas ocorrem. Estes fatores podem afetar o cálculo

do valor em risco (VaR – *Value at Risk*) dramaticamente. O quadro se agrava quando são consideradas as dificuldades de união de dados internos e externos (cujo equilíbrio é abordado pela Teoria da Credibilidade – *Credibility Theory*).

Segundo Cruz (2005), a EVT se concentra na análise dos eventos raros e extremos e por isso provê um quadro natural para a modelagem das perdas de riscos operacionais. A aplicação do EVT em riscos operacionais parte do teorema que diz que para uma dada classe de distribuições. O *Generalized Pareto Distribution* (GPD ou Distribuição Generalizada de Pareto) aparece como distribuição limitante da distribuição dos excessos de $X_i - u$, à medida que o limite (threshold) se torna mais largo. Sua versão algorítmica é o método *Peaks Over Thresholds* (POT ou Picos Sobre o Limite).

Segundo Cruz (2005), a Distribuição GPD de três parâmetros $G_{\mu,\xi,\psi}$ é dada pela fórmula:

$$G_{\mu,\xi,\psi}(y) = \begin{cases} 1 - e^{-z} & \text{se } \xi = 0 \\ 1 - (1 + \xi z)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{se } \xi \neq 0 \end{cases}$$

Em que:

$$z \geq 0 \quad \text{se } \xi \geq 0$$

$$0 \leq z \leq -\frac{1}{\xi} \quad \text{se } \xi < 0$$

Conforme Cruz (2005), o POT é o método de análise do EVT baseado no método de processo de ponto, isto é, escolhe-se um limite e desconsidera-se quando os eventos aconteceram. Em outras palavras, verifica-se os excessos sobre os limites altos em vez da máxima ao longo de períodos fixos.

Este método permite o ajuste de modelos GPD mesmo com parâmetros que dependam do tempo (escala, forma e localização). Os excessos correspondentes além de um determinado limite τ são independentes e têm uma GPD. O método está descrito a seguir:

Suponha que $X_{1,n}, \dots, X_{k,n}$ são iid com função de distribuição $F \in MDA(G_\xi)$ para algum $\xi \in \mathfrak{R}$. Então, selecione um limite τ . O número de excessos de limite pode ser indicado por $M_1, \dots, M_n, M_n < X_{k,n}$. O excesso da função de distribuição de X pode ser visto como sendo:

$$F_\tau(m) = \Pr(X - \tau \leq m \mid X > \tau) = \Pr(M \leq m \mid X > \tau).$$

Conforme a função GPD já vista, se, e somente se existir uma função mensurável positiva $\mu(\tau)$:

$$\lim_{0 \leq x \leq x_F} \sup | \bar{F}_\tau(x) - G_{\xi, \mu(\tau)}(X_{k,n}) | = 0$$

Em que τ deve ser escolhido suficientemente grande e, subsequentemente, os parâmetros ξ e μ ($\mu = \mu(\tau)$) são estimados a partir dos dados excessivos, de tal forma que as estimativas dependam de τ .

O estimador natural é obtido a partir de: $\bar{F}(\tau + X_{k,n}) = \overline{G_{\xi, \mu}}(X_{k,n}) \frac{M}{n}$, onde M é o número de eventos acima do limite.

A partir desta função pode-se derivar um estimador p -quantil que representará na realidade o quantil com a fórmula abaixo:

$$\hat{V} \hat{R}_p = \tau + \frac{\hat{\mu}}{\hat{\xi}} \left(\left(\frac{n}{M} (1-p) \right)^{-\frac{1}{\hat{\xi}}} - 1 \right)$$

2.10. O Risco Operacional no mercado segurador

Os efeitos do Risco Operacional no mercado segurador são tão significativos quanto no mercado bancário, apesar das diferenças entre as características dos negócios desses mercados. Cruz (2009) estima que as perdas operacionais podem alcançar até 5% dos prêmios recebidos pelas seguradoras.

2.11. O modelo de referência

O modelo de gestão de riscos operacionais através da metodologia LDA com uso da simulação de Monte Carlo, objetivo principal desta pesquisa, é parcialmente baseado no modelo proposto por Aue e Kalkbrener (2006). Ele é utilizado pelo Deutsche Bank como o seu AMA para Risco Operacional, conforme os requerimentos do Pilar I de Basileia II, devidamente aprovado pelo órgão regulador alemão (BaFin) desde 2008.

A utilização parcial se deve a três motivos: em primeiro lugar porque o modelo desta pesquisa contém dados de uma única base de perdas internas; enquanto o do Deutsche Bank também considera dados externos e outras fontes de informações. Em segundo lugar, porque o modelo de referência efetua diversas etapas de ajuste, correlação e diversificação; que não são aplicáveis na pesquisa, visto que todos os dados são de uma única instituição. Por último, porque as perdas do modelo de referência são de instituições bancárias, registradas numa matriz de linhas de negócios e tipos de eventos; já a amostra da pesquisa contém eventos de perdas de companhia seguradora, classificadas apenas por tipo de evento (AUE e KALKBRENER, 2006).

É também importante ressaltar que, apesar do modelo desta pesquisa se referir a uma companhia seguradora, ele foi construído sob os requerimentos de Basileia II e não sob os de Solvência II. O motivo é que este último, diferentemente do primeiro, apresenta menos requerimentos explícitos para a elaboração de um modelo interno (ERNST & YOUNG, 2012).

O modelo de referência apenas contempla os aspectos quantitativos dos requerimentos do Pilar I, não abordando os aspectos qualitativos, como por exemplo o desenvolvimento da infraestrutura de controles internos.

Os princípios que devem ser seguidos pelas Seguradoras que desejam implementar seus modelos internos, segundo Solvency II, são: ele deve ser utilizado na prática pelas Seguradoras, e esse uso deve guiar os futuros aperfeiçoamentos; a Diretoria da Seguradora deve estar apta a demonstrar conhecimento dos princípios do modelo interno; ele deve ser compatível com o modelo de negócios da Seguradora; seu desenho deve facilitar a análise dos dados e sua abrangência deve permitir que seja utilizado para a tomada de decisão; deve ser totalmente integrado com o sistema de gestão de riscos e deve contribuir para o seu

aperfeiçoamento; o capital regulatório deve ser calculado ao menos uma vez por ano ou se houver evento que altere significativamente o perfil de risco da Seguradora (EUROPEAN COMMISSION, 2009).

2.11.1. A base de eventos de perdas

As bases de dados de perdas são o mais importante indicador de riscos operacionais atualmente disponível, porque refletem o perfil de risco característico de cada instituição. Seu registro é o fundamento da Abordagem AMA, e não apenas o mero atendimento a um requerimento regulatório. Entretanto, dada a inexistência de dados em quantidade suficiente para avaliar adequadamente a exposição aos riscos operacionais, em especial as perdas extremas, o modelo se utiliza de outras bases e ferramentas para compensar essa deficiência, tais como: dados externos (bases de perdas da ORX e da OpVantage), análises de cenários e outros fatores que reflitam os riscos externos e o ambiente interno de controles (AUE e KALKBRENER, 2006).

Um modelo LDA típico possui algumas fraquezas inerentes enquanto mensuração da exposição a riscos, tais como o fato de ele ser uma medida histórica, baseada em dados do passado, que não consegue capturar imediatamente alterações nos ambientes de riscos e controles. Outra fraqueza é a falta de dados em quantidade suficiente para permitir uma avaliação razoável dessa exposição a riscos, em especial as perdas extremas. Estas fragilidades podem ser mitigadas por diversos instrumentos: técnicas de modelagem estatística e integração com outros elementos da AMA, tais como: dados externos, análise de cenários e fatores relacionados a riscos externos e ao ambiente de controles internos (AUE e KALKBRENER, 2006).

Conforme EUROPEAN COMMISSION (2011a), Aue e Kalkbrener (2006) propõem a classificação das perdas em tipos de eventos e linhas de negócios. O objetivo dessa matriz de dados criada é reproduzir mais adequadamente o perfil de riscos e seu padrão de comportamento particular, para cada tipo de evento associado à sua linha de negócios, permitindo a análise e identificação de diferenças e características peculiares de cada um. O princípio é que dado risco que ocorra numa determinada linha de negócios pode ter comportamento diferente se tivesse ocorrido em outra.

O modelo do Deutsche Bank, entretanto, efetuou algumas poucas adaptações em algumas classificações dos tipos de eventos na matriz proposta por EUROPEAN COMMISSION (2011a): denominou Fraudes os tipos de eventos Fraudes Internas e Fraudes Externas; e denominou Infraestrutura os tipos de eventos Danos a ativos físicos e Interrupção de negócios. O modelo não alterou as demais denominações: Clientes, produtos e práticas de negócios; Execução, entrega e gestão de processos; e Práticas de emprego e de segurança do local de trabalho.

Verificou-se que algumas perdas, embora possuam origens comuns, podem necessitar ser alocadas em mais de uma célula (são as *split losses* ou perdas desmembradas). Por exemplo, uma multa de €100.000 pode ser dividida nas linhas de negócios A (€70.000) e B (€30.000). O modelo do Deutsche Bank captura a dependência destas perdas registrando o total da perda em ambas as células, porém diferenciando-as através de pesos (ou probabilidades) diferentes (por exemplo 70% para a linha de negócios A e 30% para a B). Não foi informado o critério para tal desmembramento (AUE e KALKBRENER, 2006).

O modelo diferencia as perdas conforme a sua idade, calibrando-as na sua frequência e severidade, partindo do princípio que o perfil de risco das instituições se altera ao longo do tempo. A calibragem da frequência elimina da base de perdas os eventos internos ocorridos há mais de cinco anos. A calibragem da severidade, que também abrange os eventos de perdas externas, pondera as perdas linearmente indo de 1 até 0 em um período de vinte anos (AUE e KALKBRENER, 2006).

2.11.2. A distribuição da frequência

O objetivo desta parte do modelo é, através de técnicas atuariais, modelar o comportamento da frequência das perdas operacionais da instituição em cada célula da matriz linha de negócio versus tipo de evento. Por frequência entenda-se o número de eventos que ocorrem em dado período de tempo (AUE e KALKBRENER, 2006).

A especificação das distribuições de frequência é feita somente com dados internos de perdas porque elas refletem o perfil de perdas mais precisamente, e porque os requerimentos para calibragem das distribuições das perdas são menores do que os requeridos para as distribuições de severidade (especialmente se a distribuição de Poisson for utilizada). As

famílias de distribuições mais usadas em modelos LDA são: a Poisson, a Binomial Negativa e a Binomial, detalhadas no Apêndice 2 (AUE e KALKBRENER, 2006).

Séries temporais de frequências internas são usadas para calibrar as distribuições de frequência em cada célula. Os dados de frequência são separados em blocos mensais para garantir que o número de pontos de dados seja suficiente para as análises estatísticas (AUE e KALKBRENER, 2006).

Os autores implementaram algoritmos de calibragem e simulação para as três distribuições mencionadas acima, aplicando três técnicas diferentes para as séries temporais correspondentes, com o objetivo de determinar a classe de distribuição apropriada para cada célula. O primeiro teste consistiu na análise da dispersão das séries temporais, comparando sua média e variância. A distribuição Poisson será utilizada se a série for equidispersa.¹ Se ela for sobredispersa, a distribuição da frequência será modelada por uma distribuição Binomial Negativa. Se for subdispersa, será utilizada a distribuição Binomial (como não foi identificada esta situação, a distribuição Binomial não foi considerada no modelo). Dada a dificuldade de identificar as situações em que as combinações de média e variância podem ser consideradas equidispersas, os resultados das análises de dispersão foram comparados com os testes de adequação de ajuste (AUE e KALKBRENER, 2006).

O segundo teste consistiu em estimar os parâmetros da distribuição Poisson e da Binomial Negativa, através de correspondência com os dois primeiros momentos. Após isso foi feito teste de qualidade de ajuste qui-quadrado (χ^2) para analisar as hipóteses das duas distribuições, comparando as frequências empiricamente mensuradas com as teoricamente esperadas. Para isso, as frequências dos dados observados são agregadas em intervalos determinados e comparadas com as frequências esperadas teoricamente. A soma dos quadrados das diferenças ponderadas segue aproximadamente uma distribuição χ^2 . Isso pode ser usado para calcular o erro teórico para dado nível (por exemplo: $\alpha = 0.05$). A hipótese será rejeitada se o erro observado for maior que o erro teórico. O nível α pode ser entendido como sendo a probabilidade de rejeição da hipótese verdadeira. Para evitar a escolha subjetiva do nível α , pode-se calcular o p-valor, que é igual ao menor valor de α no qual a hipótese pode ser rejeitada, baseado nos dados observados (AUE e KALKBRENER, 2006). Detalhes dos dois momentos e do teste qui-quadrado estão no Apêndice 3.

¹ Uma distribuição será equidispersa se a variância for igual à média; sobredispersa se a exceder, e subdispersa se for menor do que ela.

O último teste foi o de interchegada (*interarrival*) do tempo das perdas. Se o dado tiver sido desenhado a partir de um processo randômico independente (exemplo: Poisson), os tempos interchegada seguem uma distribuição exponencial. Os tempos interchegada são calculados sobre um determinado horizonte de tempo e ajustados por uma densidade exponencial, cujo parâmetro é estimado com um estimador de probabilidade máxima. Um teste χ^2 é usado para avaliar a qualidade do ajuste (AUE e KALKBRENER, 2006). Conforme Chernobai et al. (2007), os tempos interchegada entre os eventos, isto é, os intervalos de tempo entre dois pontos consecutivos de tempo quaisquer onde um evento pode acontecer, seguem uma distribuição exponencial tendo densidade de forma $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, o que significa que o tempo interchegada é igual a $\frac{1}{\lambda}$.

Os autores desenvolveram um algoritmo para selecionar a distribuição mais adequada baseada nos testes acima. A aplicação do modelo concluiu que, com base no impacto dos diferentes pressupostos de distribuição no capital econômico a nível de Grupo e de células, a conclusão é que a escolha de qualquer uma delas é irrelevante. Por isso, decidira utilizar somente as distribuições de Poisson no modelo do Deutsche Bank. Esta conclusão está de acordo com Bockery e Kluppelberg (2005), que em modelos LDA baseados em dados de perdas operacionais a escolha das distribuições de severidade tem impacto maior no cálculo do capital econômico do que as de frequência (AUE e KALKBRENER, 2006).

2.11.3. A distribuição da severidade

As distribuições de severidade especificam o tamanho da perda e por isso são o componente mais importante dos modelos quantitativos de Risco Operacional. O principal objetivo desta distribuição é especificar um perfil de severidade realístico, isto é, as distribuições devem prover um bom ajuste dos dados de perda ao longo da distribuição, especialmente na cauda. A distribuição de severidade também deve ser sensível às mudanças nos dados de perdas e nos cenários (AUE e KALKBRENER, 2006).

O principal fator que dificulta a modelagem da severidade é a ausência de dados internos de perdas, uma vez que mesmo uma base com dados com mais de sete anos é insuficiente para modelar as caudas das distribuições de severidade. Por isso o modelo do Deutsche Bank se utiliza de dados adicionais para incrementar a sua confiabilidade, tais como: bases externas de

perdas e análises de cenários. Entretanto, essa inclusão de dados adicionais pode levar a outros problemas, como por exemplo a combinação de dados de fontes diferentes (AUE e KALKBRENER, 2006).

Mesmo que todas as fontes de dados sejam utilizadas, é necessário extrapolar para além das mais relevantes perdas na base de dados. A técnica padrão é ajustar a distribuição paramétrica aos dados e assumir que seu formato paramétrico também provê um modelo realístico para as perdas potenciais além da atual experiência da instituição. A escolha da família de distribuição paramétrica não é tarefa trivial, e normalmente impacta os resultados do modelo significativamente (AUE e KALKBRENER, 2006).

A experiência do Deutsche Bank com dados de perdas internas e externas demonstra que em muitas células da matriz de linhas de negócios e tipos de eventos a cauda das distribuições de severidade possui características diferentes. Em consequência, não foi possível identificar famílias de distribuições paramétricas nestas células que provesses os ajustes a todos os dados de perdas. Um remédio natural é usar diferentes pressupostos de distribuição para o corpo e cauda. Este procedimento, entretanto, agrega novos níveis de complexidade ao modelo (AUE e KALKBRENER, 2006).

2.11.4. Decisões de modelagem

Foram tomadas as seguintes decisões de modelagem no modelo do Deutsche Bank (AUE e KALKBRENER, 2006):

- a) Valor mínimo dos eventos de perdas – foram registradas as perdas com valor mínimo de € 10.000,00.
- b) Forma de registro - as perdas foram alocadas numa matriz de linhas de negócios versus tipos de eventos, conforme Basileia II.
- c) Classificação das distribuições de severidade - as distribuições foram agregadas numa distribuição de condição definida com três intervalos disjuntivos. O primeiro intervalo considera as perdas na faixa de €10.000,00 a €1.000.000,00, constituídos somente de dados de perdas internas. O segundo intervalo considera a faixa de €1.000.000,00 a €50.000.000,00 e considera, além dos dados internos, perdas externas e cenários. O último intervalo contém as

perdas acima de €50.000.000,00 representando as perdas extremas de frequência rara, isto é, a cauda extrema. Seus dados são provenientes de todas as perdas internas, externas e cenários, através de todas as células, com base na suposição que as caudas extremas das distribuições de severidade nas diferentes células possuem algo em comum.

d) Calibragem das distribuições – é geralmente aceito que os requerimentos de capital para as perdas com riscos operacionais dos grandes bancos internacionais são normalmente direcionados por perdas raras e de valor extremo. O uso de diversas famílias de distribuição para modelar as severidades revelou dois grandes problemas. O primeiro refere-se a que em muitas células da matriz de linhas de negócios e tipos de eventos, o corpo e a cauda das distribuições de severidade possuem características diferentes. Em consequência não foi possível identificar a família de distribuição que melhor ajustasse os dados ao longo de toda a distribuição. Tipicamente, os parâmetros calibrados da distribuição foram dominados por um grande número de perdas no corpo que resultaram em ajuste pobre da cauda. O segundo refere-se a que os resultados da calibragem foram um pouco instáveis, isto é, para alguns diferentes pares de parâmetros de distribuição o valor da função de máxima probabilidade foi próxima ao seu máximo. Desta forma, as diferentes parametrizações providenciaram um ajuste de qualidade comparável aos pontos de dados existentes, mesmo que sejam utilizadas diferentes famílias de distribuição. Na maioria dos casos, entretanto, as calibrações de distribuição diferiram significativamente nas caudas extremas. Por isso, o Deutsche Bank decidiu modelar o corpo e a cauda separadamente. Distribuições empíricas são usadas para modelar o corpo e para a cauda foi utilizado o EVT, ou mais precisamente, o método POT para especificar os parâmetros da distribuição.

e) Atribuição de pesos – o estabelecimento dos pesos do modelo não foi determinado por técnicas estatísticas. O peso dos dados internos aumenta com o número de pontos de dados internos que, por serem considerados os mais representativos para o perfil de risco do banco, recebem alto peso à medida que suficientes perdas internas estão disponíveis para garantir estabilidade. O peso da função paramétrica de cauda reflete a contribuição dos respectivos tipos de eventos de perdas acima de €50.000.000,00.

f) Idade das perdas – as perdas antigas serão menos representativas, considerando que o perfil de risco do banco se altera com o passar do tempo. Por isso o modelo calibrou as perdas da

seguinte forma: os dados de frequência somente consideram as perdas ocorridas nos últimos cinco anos. Os dados de severidade das perdas ocorridas nos últimos cinco anos são considerados integralmente; os demais são decrescidos linearmente de 1 a 0 no período de vinte anos.

2.11.5 A distribuição das perdas agregadas

O modelo do Deutsche Bank foi elaborado a nível de Grupo, porém a distribuição de perdas agregadas nesse nível não pode ser representada de forma analítica. Após avaliação das diversas técnicas de aproximação mencionadas na literatura (recursão de Panjer, métodos de transformação rápida de Fourier e as aproximações baseadas nas propriedades das distribuições subexponenciais), compreendeu-se que elas limitariam a funcionalidade do modelo, porque não permitiriam a incorporação de funcionalidades mais avançadas de modelagem, tais como seguros e técnicas sofisticadas de alocação. Por esse motivo, o modelo optou por utilizar a simulação de Monte Carlo para calcular e alocar o capital econômico.

A simulação de Monte Carlo foi desenvolvida em 1946 por Stanislaw Ulam com o objetivo de buscar compreender o comportamento esperado de uma variável randômica. Não por acaso esse método foi concebido apenas um ano após o desenvolvimento do ENIAC, o primeiro computador eletrônico com programas armazenados. Àquela altura o desenvolvimento de modelos estocásticos cada vez mais complexos demandava uma capacidade de processamento cuja complexidade exigia a criação de instrumentos de computação mais complexos (BACLAWSKI, 2008).

O método de Ulam consistia em utilizar um computador para simular a expectativa de pontos de uma amostra gerada randomicamente, através da média da amostra. Seu nome é uma referência ao famoso cassino, e desde então vem sendo utilizada nas mais diversas aplicações (BACLAWSKI, 2008). Mooney (1997) complementa informando que Monte Carlo “utiliza amostras randômicas de populações conhecidas de dados simulados para identificar o comportamento da estatística”.

Entre essas aplicações, Groenendaal e Kleijnen (1997) o utilizam na avaliação do risco econômico de projetos de investimento. Ding et al. (2012) o utilizam para precificar títulos passíveis de amortização antecipada, com várias opções de datas para exercício. Mooney

(1997) utiliza Monte Carlo para descrever e analisar fenômenos sociais pelo uso de variáveis mensuráveis.

A base teórica da simulação de Monte Carlo é a lei dos grandes números, muito utilizada pelas seguradoras (CRUZ, 2005). Para isso, o método cria uma pseudo-população que seja representativa do mundo real, isto é, conjuntos de amostras representativas, retiradas de dados reais. A avaliação do comportamento da amostra é efetuado a partir da multiplicação de procedimentos estatísticos efetuados com esse conjunto de amostras (MOONEY, 1997).

Conforme Shevchenko (2009), a implementação do método de Monte Carlo segue as seguintes etapas: (a) simular o número anual de eventos N da distribuição de frequência, e simular as severidades independentes $X^{(1)} \dots X^{(N)}$ da distribuição de severidade; (b) calcular $Z = \sum_{i=1}^N X^{(i)}$; e repetir as etapas (a) e (b) K vezes. Os obtidos $Z^{(1)} \dots Z^{(K)}$ são amostras da distribuição composta $H(\cdot)$. O quantil 0.999 e as demais distribuições características podem ser estimadas através das amostras ordenadas em ordem ascendente ($Z^{(1)} \leq \dots \leq \tilde{Z}^{(K)}$), sendo o quantil $H^{-1}(q)$ determinado por $\tilde{Z}^{(\lfloor Kq+1 \rfloor)}$. Segundo Cope et al. (2009), esse quantil significa a estimativa de uma perda anual que possa ocorrer a cada mil anos.

CAPÍTULO III – O MODELO DA PESQUISA

O modelo objeto desta pesquisa foi rodado em duas etapas: na primeira foi feita uma simulação no VBA que foi comparada com uma simulação no R, utilizando-se os mesmos parâmetros, inclusive o VaR de 99,5% (conforme Solvency II). Na segunda foi rodado o modelo propriamente dito usando a base de dados obtida no R.

Foram consideradas duas distribuições de frequência: Poisson e Log Normal, e a escolha da distribuição mais adequada foi efetuada através do teste qui-quadrado. A distribuição de severidade utilizada foi a Log Normal, e a agregação das distribuições foi feita através da simulação de Monte Carlo.

Após esta etapa, foram efetuadas duas análises de sensibilidade, que consistiam na alteração dos parâmetros da distribuição de severidade. Os resultados após a alteração foram comparados com os resultados iniciais do modelo.

Por último foram apresentados indicadores gerenciais, baseados no modelo, cujo objetivo é contribuir para a eficiência e eficácia da gestão do Risco Operacional em seguradoras.

3.1 Programação da simulação

A simulação no VBA utilizou duas distribuições de Frequência: Poisson e Binomial Negativa. A distribuição de severidade utilizada foi a Log Normal.

A simulação no R utilizou as mesmas distribuições. A distribuição de Poisson foi simulada através do comando: $x = rpois(10000, 4)$, onde: 10.000 é a quantidade de eventos simulados e 4 é o λ .

A distribuição Binomial Negativa foi simulada através do comando: $y = rnbinom(10000, 3, 0.5)$, onde: 10.000 é a quantidade de eventos simulados; 3 é a probabilidade de sucessos; e 0,5 é a quantidade de sucessos.

A distribuição Log Normal foi simulada através do comando: $z = rlnorm(10000, 1, 2)$, onde: 10.000 é a quantidade de eventos simulados; 1 é a média e 2 é o desvio padrão.

Os resultados encontrados estão no quadro 7:

Quadro 7 – Comparação dos resultados das simulações

Distribuição	VaR no VBA	VaR no R (simulações de 100 eventos)
Poisson	R\$ 1.330,61	faixa de R\$ 992,79 a R\$ 1.503,33
Binomial Negativa	R\$ 1.104,22	faixa de R\$ 846,37 a R\$ 1.294,93

Fonte: o autor

A conclusão é que ambos os métodos de simulação encontraram resultados compatíveis.

3.2 Programação do modelo no R

A programação do modelo no R, utilizou amostra de dados de perdas que foi gentilmente cedida pela empresa Risk Office, desenvolvedora de sistemas para gestão de controles internos e de riscos de mercado e operacional.

Ela contém dados reais de uma única companhia seguradora, cujo nome não foi revelado, por questões de confidencialidade da informação. A amostra é composta de 2.356 eventos de perdas, coletados no período de 14/04/2003 a 28/09/2012, totalizando o valor de R\$ 9.358.493,14. A amostra contém as seguintes informações de cada evento de perda: data de ocorrência, nome e valor da perda.

A proprietária da amostra não alterou os dados de frequência. Os dados de severidade foram por ela ponderados por fator randômico com variação entre 0,95 e 1,05. As estatísticas da amostra estão no quadro 8:

Quadro 8 – Estatísticas da amostra de dados utilizada na pesquisa

Tipos de eventos	Quantidade de eventos	Total R\$	Média R\$	Desvio padrão R\$	Mínimo R\$	Mediana R\$	Máximo R\$
Fraudes internas	1	609,96	609,96	1,00	609,96	1,00	609,96
Fraudes externas	237	529.567,90	2.234,46	22.736,07	9,69	172,44	349.000,00
Práticas de emprego e de segurança do local de trabalho	18	494.584,13	27.476,90	45.889,68	40,92	4.967,50	156.913,46
Clientes, produtos e práticas de negócios	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Danos a ativos físicos	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Interrupção de negócios ou falha de sistemas	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Execução, entrega e gestão de processos	2.100	8.333.731,15	3.968,44	34.756,41	0,21	305,56	862.858,73
Totais	2.356	9.358.493,14					

Fonte: o autor

Não foi possível classificar os dados numa matriz de tipo de evento versus linha de negócios, conforme Basileia II (EUROPEAN COMMISSION,2004), porque a última informação sobre as linhas de negócios não estava disponível. Desta forma a classificação foi feita numa matriz de tipo de evento versus o ano de ocorrência da perda.

Após isso, a base foi ajustada pela exclusão do tipo de perda Fraudes Externas, que continha apenas um dado, e pela exclusão do tipo de evento Práticas de emprego e de segurança do local de trabalho, que só possuía dados em um único ano (2012). A base ajustada está nos quadros 9 e 10:

Quadro 9 – Base de dados ajustada por tipos de perda - Frequências

Evento	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total
Fraudes externas	0	0	0	0	0	0	26	194	7	10	237
Execução... de processos	27	2	2	5	144	253	874	525	171	97	2.100
Totais	27	2	2	5	144	253	900	719	178	107	2.337

Fonte: o autor

Quadro 10 – Base de dados ajustada por tipos de perda – Severidades (em milhares de R\$)

Evento	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	Total
Fraudes externas	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	366.731	109.455	32.969	20.411	529.567
Execução... de proc.	37.532	14.494	20.174	21.309	179.685	419.610	1.408.251	1.957.186	3.401.276	874.210	8.333.731
Totais	37.532	14.494	20.174	21.309	179.685	419.610	1.774.982	2.066.641	3.434.246	894.621	8.863.299

Fonte: o autor

3.2.1. Decisões de modelagem

Considerando-se a pequena base disponível, e a falta de conhecimento sobre as características operacionais da seguradora de onde elas se originaram, foram considerados todos os dados de frequência e severidade disponíveis, que compuseram o corpo da distribuição.

Os dados de severidade não foram ponderados por fatores de tempo ou por qualquer indexador, como por exemplo a taxa de inflação.

Foram considerados somente os dados da base de amostra, porque não estava disponível o acesso a dados externos, como por exemplo, consórcios de bases de dados. Essa decisão também contempla os dados de perdas extremas.

As distribuições de frequência utilizadas foram Poisson e Binomial Negativa. Foi rodado o teste qui-quadrado para determinar a distribuição mais adequada a cada tipo de evento de perda. A distribuição de severidade utilizada foi a LogNormal. A agregação das perdas foi efetuada através da Simulação de Monte Carlo.

Os parâmetros das distribuições foram estimados pelos métodos dos momentos (a descrição da modelagem está no Apêndice 4) e da máxima verossimilhança (diretamente no R através da função `fitdistr()`). Os resultados apurados estão descritos nos quadros 11 e 12:

Quadro 11 – Estimação dos parâmetros das distribuições – tipo de perda: Execução

Distribuição	Máxima verossimilhança	Momentos
Poisson	λ : 210.000000	λ : 210.000000
Binomial Negativa	μ : 210.000000 Tamanho: 0.1717167	p: 0.002608523 r: 0.5477898
Log Normal	Média: 8.2857599 Desvio padrão: 0.9233374	Média: 8.391913 Desvio padrão: 0.7872123

Fonte: o autor

Quadro 12 – Estimação dos parâmetros das distribuições – tipo de perda: Fraudes Externas

Distribuição	Máxima verossimilhança	Momentos
Poisson	λ : 59.25	λ : 59.25
Binomial Negativa	μ : 59.25 Tamanho: 0.4188896	p: 0.007226638 r: 0.4281783
Log Normal	Média: 7.9920981 Desvio padrão: 1.1767661	Média: 6.873132 Desvio padrão: 1.262046

Fonte: o autor

3.2.2 Modelagem no R

A modelagem no R foi efetuada utilizando-se o *script* abaixo:

Etapa 1 – importação dos dados para o R;

Etapa 2 – estimação do parâmetro da distribuição de frequência;

Etapa 3 – distribuição de frequência – simulação de 10.000 eventos;

Etapa 4 – montagem da matriz – objetivo: preparar a alocação dos valores das severidades de cada valor de frequência. A matriz tem 10.000 linhas e possui como quantidade de colunas o

valor máximo da simulação das frequências. Neste momento todos os valores estão preenchidos com 0;

Etapa 5 – estimação dos parâmetros da distribuição de severidade;

Etapa 6 – preenchimento dos valores de severidade na matriz gerada anteriormente baseado nos valores de frequência gerados que estão locados no seu vetor correspondente - simulação de 10.000 eventos;

Etapa 7 – criação da coluna de somatório das severidades com 10.000 linhas e apenas 1 coluna, inicialmente preenchida com 0;

Etapa 8 – preenchimento da matriz de somatório com as somas dos valores de severidade para cada linha;

Etapa 9 – ordenação dos valores da matriz;

Etapa 10 – definição do percentual do VaR;

Etapa 11 – definição da forma de arredondamento da localização do VaR;

Etapa 12 – identificação do valor correspondente à posição escolhida para o VaR.

As modelagens encontram-se no Apêndice 5.

3.2.3 VaR Operacional

Um dos objetivos desta pesquisa é a apuração do Var Operacional, no percentual de 99,5% conforme Solvency II. Os valores apurados estão nos quadros 13 e 14:

Quadro 13 – Apuração VaR – Distribuição de Poisson

Tipo de perda / Frequência: Poisson	VaR – máxima verossimilhança	VaR - momentos
Fraudes Externas	670.693	257.330
Execução, entrega e execução de processos	1.651.672	1.597.146
VaR Total	2.322.365	1.854.476

Fonte: o autor

Quadro 14 – Apuração VaR – Distribuição Binomial Negativa

Tipo de perda / Frequência: Binomial Negativa	VaR – máxima verossimilhança	VaR - momentos
Fraudes Externas	883.245	1.130.252
Execução, entrega e execução de processos	7.578.439	9.325.197
VaR Total	8.461.684	10.455.449

Fonte: o autor

A escolha da distribuição de frequência foi efetuada através do teste qui-quadrado executado no R, através do comando `chisq.test`. Os resultados estão nos quadros 15 e 16:

Quadro 15– Teste qui-quadrado – Tipo de perda: Execução de processos

Distribuição	Qui-quadrado	Valor p -
Poisson	56741.18	< 2.2e-16
Binomial Negativa – Máx. Veross.	294344.3	< 2.2e-16
Binomial negativa - Momentos	42968.64	< 2.2e-16

Fonte: o autor

Quadro 16 – Teste qui-quadrado – Tipo de perda: Fraudes externas

Distribuição	Qui-quadrado	Valor p -
Poisson	877.1612	< 2.2e-16
Binomial Negativa – Máx. Veross.	1148.299	< 2.2e-16
Binomial negativa - Momentos	4543.026	< 2.2e-16

Fonte: o autor

Como se pode verificar, em ambas as distribuições de frequência o p-valor foi muito pequeno e permaneceu inalterado, por isso a escolha foi feita com base na estatística de qui-quadrado. Para o tipo Execução a melhor distribuição de frequência foi a Binomial Negativa, e para o tipo Fraudes Externas foi a Poisson. Sendo assim, segue no quadro 17 o VaR apurado:

Quadro 17 – Apuração do VaR

Tipo de perda	VaR – máxima verossimilhança	VaR - momentos
Execução, entrega e execução de processos	7.578.439	9.325.197
Fraudes externas	670.693	257.330
VaR Total	8.249.132	9.582.527

Fonte: o autor

3.2.3. Capital Regulatório

O outro objetivo desta pesquisa é calcular o capital regulatório para o Risco Operacional. Na abordagem LDA, o Capital em Risco (CaR) é uma medida de risco baseada no VaR (FRACHOT ET AL, 2001).

Conforme Basileia II (EUROPEAN COMMISSION, 2011 b, pág. 7), o capital regulatório para o Risco Operacional conceitualmente deve cobrir as perdas inesperadas relacionadas a

esse risco, enquanto as perdas esperadas devem ser cobertas por provisões. Essas perdas, sob a LDA, são estimadas para cada célula de linha de negócios e tipo de risco pelas suas funções de distribuição de probabilidade do impacto e da frequência de um único tipo de evento para o próximo ano, utilizando seus dados internos, sendo posteriormente numa função de distribuição de probabilidade da perda operacional acumulada. O capital regulatório é simplesmente a soma do VaR Operacional de cada uma das células.

O cálculo do capital para Risco Operacional é definido por Frachot et al. (2001) e Jimenez-Rodriguez et al. (2007) como sendo: $CaR(i, j; \alpha) = UL(i, j; \alpha)$, onde:

CaR é o capital baseado no Risco Operacional;

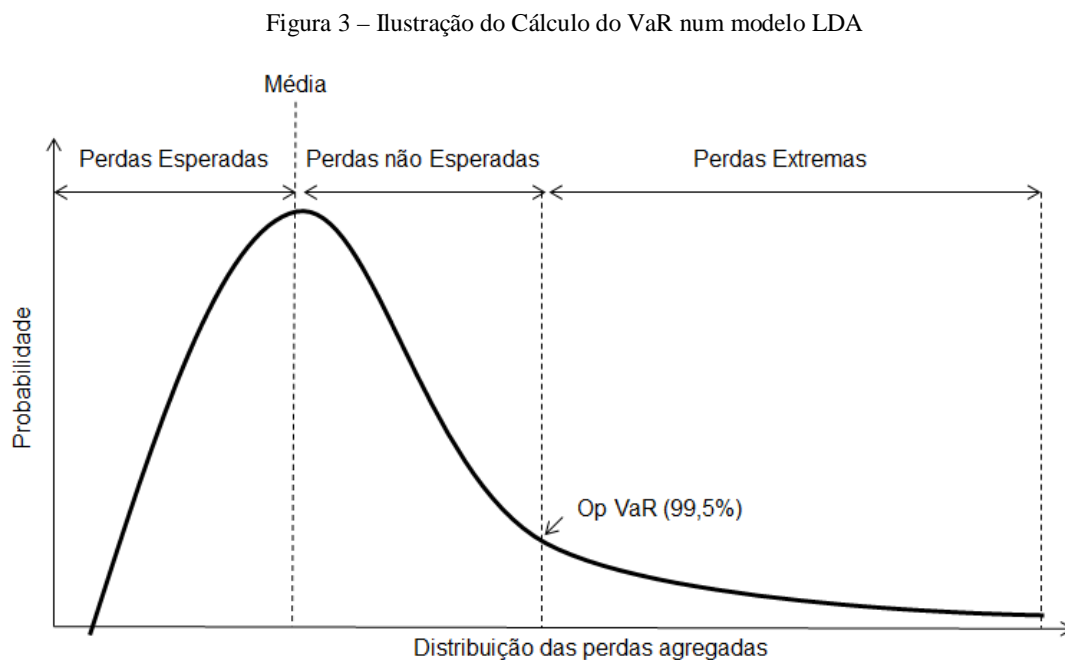
i é a linha de negócio;

j é o tipo de evento;

α é o nível de confiança;

UL são as perdas inesperadas definidas como o quantil para o nível α menos a média.

Esse cálculo está representado na figura 3:



Fonte: o autor, adaptado de Jimenez-Rodriguez et al. (2007)

Concordemente, Mittnik e Yener (2009) afirmam que a medida de risco especificada pelo Comitê de Basileia são as perdas inesperadas ao nível de confiança de 99.9% da distribuição de probabilidades de perdas, deduzindo-se as perdas esperadas, representadas pela média da distribuição.

Segundo Jimenez-Rodriguez (2007) as perdas esperadas são as relacionadas à atividade da empresa, de frequência alta e severidade baixa, sendo normalmente repassadas aos clientes nos preços dos produtos ou serviços ou provisionadas. Já as perdas inesperadas se referem a eventos normalmente imprevisíveis, caracterizados por maiores severidades, que podem levar a consequências desastrosas para a instituição.

Entretanto, muitas instituições somam à fórmula do CaR também as perdas esperadas, especialmente se não puderem demonstrar que elas foram devidamente provisionadas. Nesse caso, o CaR se torna idêntico ao VaR (FRACHOT ET AL., 2001, JIMENEZ-RODRIGUEZ ET AL, 2007).

Em outras palavras, a mensuração do valor do capital em risco, que é o mais importante aspecto da gestão do Risco Operacional, é efetuada através do somatório do VaR de cada um dos tipos de eventos de perdas no nível de confiança adotado (JIMENE-RODRIGUEZ ET AL, 2007; ANGELA ET AL, 2009).

Para fins desta pesquisa, o valor considerado para cálculo do capital regulatório para o Risco Operacional é igual ao valor total do VaR.

3.3. Análises de sensibilidade

A utilização prática do modelo baseado na abordagem LDA permitirá à Seguradora identificar e gerenciar a sua exposição ao Risco Operacional na forma de sensibilidade do próprio VaR apurado. Os benefícios desta gestão se refletem de diversas formas: na mitigação dos riscos e dos seus efeitos, inclusive reputacionais; na redução do valor do capital regulatório requerido; e no incremento da eficiência e eficácia da companhia como um todo.

As análises foram efetuadas no R. As modelagens encontram-se no Apêndice 6.

Seguem abaixo algumas análises de sensibilidade.

Análise de sensibilidade 1: Variação nas Fraudes Externas

Forma de obtenção: Simular um acréscimo de 10% nos parâmetros da distribuição de severidade (Log Normal) desse tipo de perda; elaborar o novo VaR da seguradora considerando esta variação; e comparar com o valor do VaR total anterior.

Fundamento e comentários: Um dos maiores riscos operacionais das seguradoras são as fraudes externas, cuja origem pode estar nos clientes, fornecedores ou outras partes relacionadas com as suas atividades. É estratégico determinar o valor potencial do incremento destas perdas, para o efetivo planejamento dos controles internos necessários para mitigá-las.

O resultado da simulação está no quadro 18. O distribuição de frequência escolhida para esse tipo de perda foi a Poisson. Percebe-se que, a um incremento de 10% nos parâmetros da distribuição Log Normal, o resultado final do VaR é acrescido de cerca de 14% quando os parâmetros da distribuição de frequência são estimados por máxima verossimilhança e em cerca de 5% quando são estimados pelo método dos momentos.

Quadro 18– Análise de sensibilidade nas perdas com Fraudes Externas

Tipo de perda	VaR anterior – máxima verossimilhança	Novo VaR – máxima verossimilhança	VaR anterior - momentos	Novo VaR - momentos
Execução de processos	7.578.439	7.578.439	9.325.197	9.325.197
Fraudes externas	670.693	1.864.264	257.330	681.880
VaR Total	8.249.132	9.442.703	9.582.527	10.007.077

Fonte: o autor

Análise de sensibilidade 2: Variação na recusa de pagamento de sinistros

Forma de obtenção: Simular um acréscimo de 10% nos parâmetros da distribuição de severidade (Log Normal) desse tipo de perda, pelo incremento da severidade da análise de sinistros, com conseqüente aumento do percentual de recusa; elaborar o novo VaR da seguradora considerando esta variação; e comparar e observar a com o VaR total anterior.

Fundamento e comentários: critérios de análise de sinistros excessivos demais podem levar à negativa de pagamento também excessivos, trazendo em consequência um aumento das ações judiciais contra a Seguradora com todos os custos relacionados.

O resultado da simulação está no quadro 19. O distribuição de frequência escolhida para esse tipo de perda foi a Binomial Negativa. Percebe-se que, a um incremento de 10% nos parâmetros da distribuição Log Normal, o resultado final do VaR é acrescido de cerca de 140%, independentemente dos métodos de estimação dos parâmetros da distribuição de frequência.

Quadro 19 – Análise de sensibilidade – variação na média das perdas com negativas de sinistros

Tipo de perda	VaR anterior – máxima verossimilhança	Novo VaR – máxima verossimilhança	VaR anterior - momentos	Novo VaR - momentos
Execução de processos	7.578.439	19.134.950	9.325.197	21.936.985
Fraudes externas	670.693	670.693	257.330	257.330
VaR Total	8.249.132	19.805.643	9.582.527	22.194.315

Fonte: o autor

Existem outras análises de sensibilidade que podem ser feitas, de caráter mais estratégico e com abrangência a médio e longo prazos:

3.4. Indicadores gerenciais

A utilização prática do modelo ao longo do tempo permitirá à Seguradora aperfeiçoar os seus controles internos e melhorar a sua *performance* operacional. Os indicadores e métricas sugeridos relacionam-se a estudos futuros do perfil de riscos da Seguradora, uma vez que dependem do acompanhamento do modelo ao longo do tempo. Seguem alguns exemplos de indicadores gerenciais que podem ser utilizados para esta finalidade.

Indicador gerencial 1: Capital regulatório com base no Risco Operacional – uso futuro

Forma de obtenção: rodar o modelo (LDA) periodicamente e comparar os resultados obtidos

Fundamento e comentários: o capital regulatório (CaR - Capital-at-Risk) é uma medida de risco baseada no VaR (FRACHOT ET ALL, 2001). Seu valor impacta diretamente no valor dos ativos livres da Seguradora (PRICEWATERHOUSECOOPERS (2011) e, por isso, é o indicador principal do modelo. O objetivo deste indicador é fornecer um critério para avaliar a eficácia do sistema de controles internos implementado e para identificar a ordem de prioridade no desenvolvimento dos seus aperfeiçoamentos para mitigar as perdas da Seguradora.

Indicador gerencial 2: Valor médio das perdas – uso futuro

Forma de obtenção: calcular a média das perdas do período, de todos os tipos de eventos; calcular a média das perdas do período, para cada tipo de evento; e acompanhar a evolução do valor médio das perdas.

Fundamento e comentários: As perdas são causadas por controles internos frágeis e/ou inexistentes (MOOSA, 2007). Entretanto, a decisão referente à novos desenvolvimentos no sistema de controles internos esbarra na limitação de recursos disponíveis da Seguradora, cuja análise, por sua vez, se baseia numa análise do tipo custo versus benefício, onde o custo refere-se à implantação da estrutura de controles e os benefícios são as potenciais reduções das perdas operacionais (BREDEN, 2008). Esse indicador complementa o anterior na indicação de priorização dos desenvolvimentos do sistema de Controles Internos, com o objetivo de direcionar os recursos da forma mais produtiva possível. É importante ressaltar que uma Seguradora pode decidir pelo desenvolvimento de controles internos, mesmo que a relação custos versus benefício seja negativa, tendo em vista questões regulatórias e riscos reputacionais.

Indicador gerencial 3: Redutor da severidade das perdas

Forma de Obtenção: observação da evolução da base de perdas, por tipo de evento, ao longo do tempo, para mensurar os efeitos da mitigação trazida pelo desenvolvimento do sistema de Controles Internos.

Fundamento e comentários: a exemplo do modelo de referência do Deutsche Bank, uma das premissas do modelo desta pesquisa é que as perdas mais antigas já sofreram algum processo

de mitigação de riscos através do desenvolvimento da estrutura de controles internos. Essa mitigação deve ser comprovável através da redução da severidade e / ou da frequência das perdas, observadas ao longo do tempo. Esse indicador tem por objetivo adequar a base de perdas à realidade da exposição a riscos da empresa.

Indicador gerencial 4: Apetite de riscos

Forma de obtenção: definição de valor máximo de perda para cada tipo de evento e do valor de limite, que funcionará como um aviso antecipado de possível quebra do valor definido para o apetite de riscos.

Fundamento e comentários: o objeto deste indicador é servir como um aviso antecipado (gatilho) do alcance de limites (apetites de risco) estabelecidos para cada tipo de perda, considerando a periodicidade de apuração que será definida pela Seguradora. Desta forma a empresa poderá saber, com antecedência, se determinado tipo de perda poderá estourar o apetite de risco definido e atuar proativamente.

Indicador gerencial 5: Valor do *threshold* (valor mínimo do registro da perda operacional na base de dados)

Forma de obtenção: observação do comportamento da base interna de perdas.

Fundamento e comentários: a identificação de valores mínimos de perdas com materialidade de impacto sobre o valor do capital requerido permitirá o melhor entendimento das características operacionais da seguradora e a elaboração de modelos internos mais ajustados e confiáveis.

CAPÍTULO IV – CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo principal desta pesquisa é o desenvolvimento de um modelo que aplique a metodologia LDA para Gestão do Risco Operacional de uma Companhia Seguradora. Os seus objetivos específicos são:

- a) Estimar a perda agregada de uma companhia Seguradora, a partir da abordagem da distribuição de suas perdas operacionais, com nível de confiança de 99,5%, e horizonte de tempo de um ano. Este ponto foi abordado no Capítulo III.
- b) Avaliar as diversas técnicas utilizadas para as distribuições de frequência e severidade passíveis de utilização. Este ponto foi discutido no Referencial Teórico (Capítulo II) e desenvolvido no modelo do Capítulo III.
- c) Utilizar a Simulação de Monte Carlo para agregar as distribuições de frequência e severidade. Este ponto foi discutido no Referencial Teórico (Capítulo II) e desenvolvido no modelo do Capítulo III.

O problema principal da pesquisa é a futura necessidade regulatória de elaboração de modelo para cálculo e gestão do Risco Operacional de uma Companhia Seguradora, e a possibilidade que esse modelo reduza a necessidade de imobilização de capital. Para isso, foi utilizada a Abordagem Avançada (AMA).

Os problemas específicos são:

- a) A discussão conceitual sobre a elaboração da base de dados de perdas operacionais, que será a base do modelo para gestão dos riscos. Conforme abordado nos capítulos II e III, este é um ponto crítico do modelo. Existe certa dificuldade de se obter informações, e as estimativas do Grupo Técnico formado por representantes da SUSEP e da CNSEG são de que serão necessários pelo menos três anos para desenvolver a infraestrutura de sistemas necessária para a captura automática das informações. Entretanto, nem todas as perdas podem ser capturadas através da Contabilidade ou do registro das operações no sistema. Um exemplo clássico são as Fraudes Internas e Externas, haja vista que não existe conta contábil para tal. Por esse motivo, será necessário o desenvolvimento de metodologia própria para a captura destes dados.

Além disso, foi evidenciado na pesquisa que, mesmo no exterior, onde os modelos avançados já são utilizados pelos bancos há alguns anos, não existe quantidade de dados internos que

permita alimentar a base suficientemente. Esta situação se agrava quando se refere às perdas extremas, uma vez que a sua frequência é remota. O desenvolvimento de cenários e a busca por bases de dados externas tem sido a solução encontrada para balancear esta dificuldade.

b) A elaboração de um modelo propriamente dito que atenda os requisitos regulatórios e que ao mesmo tempo seja adequado às características de uma companhia Seguradora, possibilitando a redução desse capital. Este também é um ponto crítico, visto que o Risco Operacional apenas recentemente atraiu a atenção das instituições e dos órgãos reguladores, em consequência de perdas operacionais milionárias. O próprio Comitê de Basileia reconhece que existem atualmente diversos métodos de mensuração em uso, porém nenhum deles assumiu o papel de padrão do mercado. Por isso, ele encoraja a indústria a desenvolver técnicas avançadas para mensuração, monitoramento e mitigação do Risco Operacional (EUROPEAN COMMISSION, 2011).

A metodologia adotada nesta pesquisa, a *Loss Distribution Approach*, é uma das que vem sendo mais usadas. Nela a instituição estima para cada célula de linha de negócios e tipo de risco as funções de distribuição de probabilidade do impacto e frequência de um evento particular para o próximo ano, utilizando seus dados internos. O passo seguinte é computar a função de distribuição de probabilidade da perda operacional acumulada. O capital regulatório é simplesmente a soma do VaR Operacional das diversas células (EUROPEAN COMMISSION, 2011).

No cenário nacional, o Banco Central e a SUSEP apenas emitiram regulações para a mensuração do Risco Operacional através da fórmula padrão. Entretanto ambos acenam com a possibilidade futura de utilização de modelos internos baseados na Abordagem Avançada, utilizando a base de perdas operacionais.

A modelagem da pesquisa teve que lidar com diversas situações limitantes, em especial a ausência de dados. Não foi possível construir a matriz tipo de perda versus linha de negócios; a qual foi substituída pela matriz tipo de perda versus ano de ocorrência. Com o objetivo de aproveitar ao máximo os dados disponíveis, foram tomadas algumas decisões: todas as perdas foram consideradas, independentemente de sua idade ou valor; a base não foi reduzida por seguros, nem foi parametrizada por qualquer indicador (exemplo: inflação).

A modelagem foi enriquecida por uma comparação entre simulações efetuadas no VBA e no R; pela utilização de duas distribuições de frequência: Poisson e Log Normal, tendo a escolha

entre ambas sido feita através do teste qui-quadrado; e pela estimação dos parâmetros das distribuições através de dois métodos: Máxima Verossimilhança e Momentos.

O VaR Operacional foi apurado para o período de um ano e nível de confiança de 99,5% (conforme Solvencia II). O valor do capital regulatório desta pesquisa é o mesmo do VaR, ainda que seja possível deduzir deste as perdas esperadas, se puder ser comprovado aos órgãos reguladores a sua adequada provisão.

Por fim, este modelo baseado no VaR demonstrou ser sensível ao risco, conforme as análises de sensibilidade efetuadas nos parâmetros das distribuições, para cada um dos tipos de perdas, simulando situações operacionais cotidianas das Seguradoras. Sua utilização para finalidades gerenciais pelas Seguradoras, portanto, poderia ser eficiente ferramenta para a identificação e tratamento dos riscos operacionais, reduzindo a sua exposição e, conseqüentemente, o montante de capital regulatório a ser provisionado. Além da análise do histórico das operações da Seguradora, o modelo também poderá ser utilizado para simulações e planejamentos futuros.

Novos desenvolvimentos regulatórios e o início da utilização de modelos avançados pelas Seguradoras poderão levar à elaboração de novas e mais eficientes ferramentas para os modelos avançados. Por outro lado, as perdas extremas, apesar de serem muito difíceis de mensurar, dada a sua rara ocorrência, são as que possuem maior potencial de dano às instituições. Ambos os assuntos são sugestões de pesquisas futuras sobre este tema.

REFERÊNCIAS

ALEXANDER, C. Statistical models of operational loss. Em *Operational Risk: Regulation, Analysis and Management*, Alexander, C. (org). Prentice-Hall-Financial Times, London, 2003.

ÁLVAREZ, Gene. Operational Risk Economic Capital Measurement. Em *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*, Ellen Davis (org). Risk Books, London, 2006.

ANGELA, Carla; BISIGNANI, Rossella; MASALA, Giovanni; MICOCCI, Marco. Advanced operational risk modelling in banks and insurance companies. *Investment Management and Financial Innovations*, Volume 6, Issue 3, 2009.

AUE, Falco; KALKBRENER, Michael. LDA at work: Deutsche Bank's approach to quantifying operational risk. *Journal of Operational Risk*, vol. 1, no. 4, p. 49-93, 2006.

BACLAWSKI, Kenneth. *Introduction to probability with R*. 1. Ed. Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC, 2008.

BARDOSCIAA, M; BELLOTTIA. A. A Dynamical Model for Forecasting Operational Losses, 2012.

BERNARDINO, Gabriel. EIOPA e o Solvência II - O Futuro é agora!. In: *Conferência Supervisão e Regulação baseadas nos riscos - SUSEP-EIOPA-CNSEG*. Disponível em <<http://200.220.8.103/cnseg/eventos/seminario-supervisao-e-regulacao-baseada-em-riscos-realizacao-susep-eiopa-cnseg.html>>. Acesso em 04 mai. 2013.

BOCKERY, Klaus; KLUPPELBERG, Claudia. Multivariate models for operational risk, *Quantitative Finance*, vol. 10, no. 8, p. 855–869, 2010.

BONSÓN, Enrique; ESCOBAR, Tomás; FLORES, Francisco. Operational Risk Measurement in Banking Institutions and Investment Firms: New European Evidences, *Financial Markets, Institutions & Instruments*, vol. 17, no. 4, p. 287-307, 2008.

BRASIL. FEBRABAN, *Melhores práticas na gestão do risco operacional*, 2006.

BRASIL. Circular do Banco central do Brasil no. 3383/2008. Estabelece os procedimentos para o cálculo da parcela do Patrimônio de Referência Exigido (PRE) referente ao risco operacional (POPR), de que trata a Resolução nº 3.490, de 2007.

BRASIL. Resolução do CNSP no. 228/2010. Dispõe sobre os critérios de estabelecimento do capital adicional baseado no risco de crédito das sociedades seguradoras, entidades abertas de previdência complementar, sociedades de capitalização e resseguradores locais, 2010.

BRASIL. Resolução do CNSP no. 283/2013. Dispõe sobre os critérios de estabelecimento do capital de risco baseado no risco operacional das sociedades seguradoras, entidades abertas de previdência complementar, sociedades de capitalização e resseguradores locais, 2013 a.

BRASIL. SUSEP. Ata da 6ª reunião do Grupo Técnico de Risco Operacional do Mercado Supervisionado. Disponível em < <http://www.susep.gov.br/setores-susep/cgsoa/coris/dicem/arquivos-gt-operacional/Ata%206a%20reuniao%20GT%20Risco%20Oper%20-%20Final.pdf>>. Acesso em 04 mai. 2013 b.

BREDEN, David. Adding value to your organisation through operational risk management, *Journal of Securities Operations & Custody*, vol. 2, no. 2, pp. 120–127, 2009.

BREDEN, David. Monitoring the operational risk environment effectively, *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, vol. 1, no. 2, p. 156–164, 2008.

BRUNNER, Michael; PIACENZA, Fabio; MONTI, Fabio. Capital allocation for operational risk, *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, vol. 2, no. 2, p. 165–174, 2009.

CHERNOBAI, Anna S.; RACHEV, Svetlozar T.; FABOZZI, Frank J. *Operational risk, a guide to Basel II capital requirements, models, and analysis*. 1. Ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Ltd., 2007.

COPE, Eric; MIGNOLA, Giulio; ANTONINI, Gianluca; UGOCCIONI, Roberto. Challenges and pitfalls in measuring operational risk from loss data. *The Journal of Operational Risk*, p. 3–27, Vol. 4, Nr. 4, Winter 2009/10.

COSO *Gerenciamento de Riscos Corporativos - Estrutura Integrada*, COSO, PricewaterhouseCoopers, Audibra, 2007.

CRUZ, Marcelo. *Modelagem, avaliação e proteção para risco operacional*. 1. ed. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2005.

DANÍELSSON, Jón. On the Feasibility of Risk Based Regulation, *CESifo Economic Studies*, vol. 49, no. 2, p. 157-179, 2003.

De MARZO, Peter M.; DUFFIE, Darrell. Corporate Incentives for Hedging and Hedge Accounting. *Review of Financial Studies*, Evanston, p. 743-771, 1995.

De FONTNOUELLE, Patrick; DEJESUS-RUEFF, Virginia; JORDAN, John, ROSENGREN, Eric. Capital and Risk: New Evidence on Implications of Large Operational Losses. *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 38, No. 7, 2006.

DING, Deng; FU, Qi; SO, Jacky. Pricing Callable Bonds Based on Monte Carlo Simulation Techniques. *Technology and Investment Journal*, no. 3, p. 121-125, 2012.

DOFF, René. *Risk Management for Insurers*. 1. ed. London: Risk Books, 2007.

D'OLIVEIRA, Nelson. *Mercados de Seguros – Solvência, Riscos e Eficácia Regulatória*. 1. Ed. Rio de Janeiro: FUNENSEG, 2006.

DROPKIN, L. Some considerations on automobile rating systems utilizing individual driving records, *Proceedings of the Casualty Society*, XLVI, págs. 165-176, 1959.

Ernst & Young. Operational risk for insurers. Disponível em <[http://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/Operations_risk_paper_Dec_2011/\\$FILE/Operations%20risk%20paper_Dec%202011.pdf](http://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/Operations_risk_paper_Dec_2011/$FILE/Operations%20risk%20paper_Dec%202011.pdf)>. Acesso em 18 dez. 2012.

EUROPEAN COMMISSION. First Council Directive, 1973.

EUROPEAN COMMISSION. International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards - A Revised Framework, Basel Committee on Banking Supervision, 2004.

EUROPEAN COMMISSION. Diretiva 2009/138/CE do parlamento Europeu e do conselho da União Européia, 2009 a.

EUROPEAN COMMISSION. CEIOPS' Advice for Level 2 Implementing Measures on Solvency II: SCR standard formula - Article 111 (f) Operational Risk, 2009 b.

EUROPEAN COMMISSION, Principles for the Sound Management of Operational Risk, Basel Committee on Banking Supervision, 2011 a.

EUROPEAN COMMISSION, Consultative Document Operational Risk, Basel Committee on Banking Supervision, 2011 b.

FRACHOT, A.; GEORGES, P.; RONCALLITY, T. Loss Distribution Approach for operational risk. Disponível em < <http://www.thierry-roncalli.com/download/lda.pdf>>. Acesso em 18 dez. 2012.

FROOT, Kenneth A.; SCHARFSTEIN, David S.; STEIN, Jeremy C. Risk Management: Coordinating Corporate Investment and Financing Policies. *The Journal of Finance*, vol. XLVIII, no. 5, p. 1629:1658, 1993.

GALLOPPO, Giuseppe; ROGORA, Alessandro. What has worked in Operational Risk? *Global Journal of Business Research*, Vol. 5, No. 3, 2011.

GATZERT, Nadine; KOLB, Andreas. Risk Measurement and Management of Operational Risk in Insurance Companies from an Enterprise Perspective. Working Paper, Friedrich-Alexander-University of Erlangen-Nuremberg, 2012.

GILLET, Roland; HUBNER, Georges; PLUNUS, Séverine. Operational risk and reputation in the financial industry. *Journal of Banking & Finance*, no. 34, p. 224–235, 2010.

GINOS, Brenda. Parameter estimation for the Lognormal Distribution—Brigham Young University, Provo, Utah, 2009.

GRAHAM, J; ROGERS, D. Do firms hedge in response to tax incentives? *Journal of Finance*, n. 57, p. 815–839, 2002.

GROENENDAAL, W; KLEIJNEN, J. On the assessment of economic risk: factorial design versus Monte Carlo methods. *Reliability Engineering and System Safety*, no. 57, p. 91-102, 1997.

HAIN, Sebastian. Managing operational risk: Creating incentives for reporting and disclosing, *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, vol. 2, no. 3, p. 284–300, 2008.

HOTTUM, Vitor et al. Capital adicional baseado no Risco Operacional e estruturação de banco de dados de perdas operacionais para o mercado segurador brasileiro. Em *Solvência no mercado de seguros e previdência – coletânea de estudos*, Eduardo Fraga Lima de Melo e César da Rocha Neves (org). FUNENSEG, Rio de Janeiro, 2012.

HUEBNER, Robert. Operational risk management: Using loss-data more effectively, *Journal of Securities Operations & Custody*, vol. 3; no. 4, p. 280-287, 2010.

JIMENEZ-RODRÍGUEZ, Enrique J.; FERIA-DOMÍNGUEZ, José Manuel; MARIN, José Luis Martin. Economic capital for Operational risk: applying the loss distribution approach (LDA). 2007.

JIMENEZ-RODRÍGUEZ, Enrique J.; FERIA-DOMÍNGUEZ, José Manuel; MARIN, José Luis Martin. Comparative analysis of Operational Risk approaches within Basel regulatory framework: Case study of Spanish saving bank. *Journal of Financial Management and Analysis*, vol. 22, no. 1, 2009.

JOBST, Andreas, A. The treatment of operational risk under the New Basel framework: Critical issues, *Journal of Banking Regulation*, vol. 8, p. 316–352, 2007.

Kohen, Michael; SANTOMERO, Anthony, M. Regulation of Bank Capital and Portfolio Risk. *The Journal of Finance*, vol. XXXV, no. 5, p. 1.235-1.244, 1980.

LI, Jianping; FENG, Jichuang CHEN, Jianming. A piecewise-defined severity distribution based loss distribution approach to estimate operational risk: evidence from chinese national commercial banks. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, Vol. 8, No. 4, p. 727–747, 2009.

MANNING, Stephen; GURNEY, Andrew. Operational risk within an insurance market. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, Vol. 13, No. 4, p. 293, 2005.

MCSHANE, Michael K.; NAIR, Anil; RUSTAMBEKOV, Elzotbek. Does Enterprise Risk Management Increase Firm Value? *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, p. 641-658, 2011.

MEIER, Ursina; OUTREVILLE, J. François. The reinsurance price and the insurance cycle. In: *Seminário do European Group of Risk and Insurance Economists (EGRIE)*. Disponível em <<http://www.huebnergeneva.org/documents/Meier3.pdf>>. Acesso em 02 mai. 2013.

MITTNIK, Stefan; YENER, Tina. Estimating operational risk capital for correlated, rare events. *The Journal of Operational Risk*, Volume 4/Number 4, p. 29–51, 2009.

MITTNIK, Stefan; STAROBINSKAYA, Irina. Modeling Dependencies in Operational Risk with Hybrid Bayesian, *Methodol Comput Appl Probab*, no. 12, p. 379–390, 2010.

MONTI, Fabio; BRUNNER, Michael; PIACENZA, Fabio; BAZZARELLO, David. Diversification effects in operational risk: A robust approach, *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, vol. 3, no. 3, p. 243–258, 2010.

MOONEY, Christopher Z. *Monte Carlo Simulation*. 1. Ed. London: Sage Publications, Inc., 1997.

MOOSA, Imad A. A critique of the advanced measurement approach to regulatory capital against operational risk, *Journal of Banking Regulation*, no. 9, p. 151–164, 2008.

MOOSA, Imad A. *Operational Risk: A Survey*. New York University Salomon Center, *Financial Markets, Institutions & Instruments*, Vol. 16, No. 4, 2007a.

MOOSA, Imad A. *Operational Risk Management*. 1 Ed. New York: Palgrave Macmillan, 2007b.

NAVARRETE, Enrique. *Practical Calculation of Expected and Unexpected Losses in Operational Risk by Simulation Methods*, Scalar Consulting, 2006.

NOCOCOE, Brian W. ; STULZ, René. Enterprise risk management: theory and practice, *Journal of Applied Corporate Finance*, vol. 18, no. 4, p. 8-20, 2006.

PANJER, Harry H. *Operational Risk Modeling Analytics*. 1. Ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Ltd., 2006.

POWER, Michael. *The invention of operational risk*. ESRC Centre for Analysis of risk and regulation, London School of Economics and Political Science, 2005

POWOJOWSKI, Miro R.; REYNOLDS, Diane; TUENTER, Hans J.H. Dependent Events and Operational Risk, *Algo Research Quarterly*, Vol. 5, No. 2, 2002.

PRICEWATERHOUSECOOPERS. *Solvency II – a guide to the new regime*. 1. Ed. London, 2011.

QUICK, Jeremy. *The Advanced Measurement Approach – getting it started*. Em *The Advanced Measurement Approach to Operational Risk*, Ellen Davis (org). Risk Books, London, 2006.

ROSS, Sheldon R. *Stochastic processes*. 2 Ed. New York: John Wiley & Sons, 1996.

RUEFLI, Timothy W.; COLLINS, James M.; LACUGNA, Joseph R. Risk Measures in Strategic Management Research: Auld Lang Syne? *Strategic Management Journal*, no. 20, p. 167–194, 1999.

SHEVCHENKO, Pavel V. Implementing loss distribution approach for operational risk. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, no. 26, p. 277–307, 2009.

SHEVCHENKO, Pavel V. Calculation of aggregate loss distributions. *The Journal of Operational Risk*, Vol. 5, No. 2, pp. 3-40, 2010.

STULZ, René. Rethinking risk management, p. 8-9, 1996.

VYAS, Madhuri; SINGH, Sachin. Risk management in banking sector, *BVIMR Management Edge*, vol. 4, no. 1, p. 15-24, 2010.

TEMNOV, Grigory; WARNUNG, Richard. A comparison of loss aggregation methods for operational risk. *Journal of Operational Risk*, p. 3–23, Vol. 3, No. 1, 2008.

WESTENBERGER, Roberto. O que todo executivo de seguros necessita saber sobre Solvência II. In: Conferência Supervisão e Regulação baseadas nos riscos - SUSEP-EIOPA-CNSEG. Disponível em <<http://200.220.8.103/cnseg/eventos/seminario-supervisao-e-regulacao-baseada-em-riscos-realizacao-susep-eiopa-cnseg.html>>. Acesso em 20 abr. 2013.

ZHANG, Tao; COX Larry A.; MCSHANE Michael K. Risk Allocation across the Enterprise: Evidence from the Insurance Industry. 2011.

Apêndice 1 – Formato da base de dados de perdas operacionais

A SUSEP, no momento da elaboração desta Dissertação, está conduzindo discussões com grupo técnico formado por profissionais do mercado segurador, das áreas de Estatística e Controles Internos, indicados pela CNSEG.

Um dos assuntos que está sendo debatido é a composição dos dados da base de perdas operacionais, fundamento para o futuro normativo relacionado ao cálculo do capital regulatório para o Riscos Operacional.

O quadro 20 lista o que está sendo discutido atualmente nesta comissão.

Quadro 20 – Formato da base de dados de perdas operacionais

Campo	Descrição
EMPRESA	Código FIP que identifica a empresa junto à SUSEP.
DATA DO REGISTRO	Data do registro do evento no banco de dados de perdas operacionais.
DATA DA OCORRÊNCIA	Data da ocorrência do fato gerador do evento sendo registrado. Na impossibilidade de se identificar a data da ocorrência, o campo deve ser mantido em branco.
DATA DO RECONHECIMENTO	Data na qual ocorre o reconhecimento da despesa com provisões ou a liquidação financeira do evento sendo registrado. Esse campo é mantido em branco até que o reconhecimento citado seja efetivado.
Nº DO EVENTO	Número sequencial, iniciado em "1", que identifica univocamente, para uma "Empresa/Data da Descoberta", o registro de um evento constante do banco de dados. Campo de preenchimento obrigatório.
TIPO DO EVENTO	Preencher com codificação que indica o tipo de evento sendo inserido no <ul style="list-style-type: none"> 1 - Perda Raiz 2 - Quase Perda Raiz 3 - Perda Descendente 4 - Quase Perda Descendente 5 - Recuperação 6 - Atualização

	<p>Nota 1: O evento de recuperação informa valores recuperados por meio de seguro/resseguro/ retrocessão, ou por qualquer outro meio (ex.: judicialmente).</p> <p>Nota 2: O evento de atualização pode indicar uma atualização monetária do valor da perda, ou um ajuste da estimativa inicial, tanto para um valor maior como para um montante inferior ao estimado anteriormente. Esse evento também pode informar qualquer alteração nos campos não monetários de um registro de perda constante do banco de dados.</p>
PERDA RAIZ - DATA DO EVENTO	<p>Corresponde a data do registro no banco de dados relativa à perda à qual o evento sendo registrado se refere. Esse campo deve ser preenchido para todos os tipos de eventos, exceto para perda (ou quase perda) raiz.</p> <p>Corresponde a data do registro no banco de dados relativa à perda à qual o evento sendo registrado se refere. Esse campo deve ser preenchido para todos os tipos de eventos, exceto para perda (ou quase perda) raiz.</p>
PERDA RAIZ - N° DO EVENTO	<p>Corresponde ao n° do evento no banco de dados relativo à perda à qual o evento sendo registrado se refere. Esse campo deve ser preenchido para todos os tipos de eventos, exceto perda (ou quase perda) raiz.</p>
CATEGORIA	<p>Classifica o evento de perda em categorias, conforme codificação a seguir:</p> <ul style="list-style-type: none"> 0 - Não Aplicável 1 - Fraude interna 2 - Fraude externa 3 - Demanda trabalhista, ou segurança deficiente do local de trabalho 4 - Prática inadequada relativa a clientes, produtos ou serviços 5 - Dano a ativo físico próprio ou em uso pela instituição 6 - Interrupção das atividades da instituição ou falha em sistemas de Tecnologia da Informação 7 - Falha na execução, no cumprimento de prazos, ou no gerenciamento das atividades da instituição <p>Nota 1: No caso de registros de eventos de recuperação esse campo deve ser preenchido com "0". Em se tratando de evento de atualização, o preenchimento com "0" significa que a informação contida na perda raiz deve ser preservada, ao passo que, o preenchimento com outro valor informa a substituição que se quer efetuar para a informação de categoria da perda raiz.</p>

	<p>Nota 2: Esse campo não deve ser deixado em branco. Caso a perda sendo registrada não se enquadre plenamente em uma das opções apresentadas, deve ser escolhida aquela que mais se aproxime da natureza da perda. Caso mais de uma opção se enquadre na natureza da perda, deve ser escolhida aquela que mais justifica a ocorrência da mesma.</p>
FUNÇÃO DE NEGÓCIO	<p>Classifica o evento de perda na função de negócio à ela associada, conforme codificação a seguir:</p> <ul style="list-style-type: none"> 0 - Não Aplicável 1 - Administração 2 - Finanças Corporativas 3 - Negociação e Vendas 4 - Pagamentos e Liquidações 5 - Sistemas 6 - Subscrição <p>Nota 1: Aplicam-se as mesmas notas apresentadas para o campo CATEGORIA.</p>
CAUSA DA PERDA	<p>Classifica o evento de perda conforme sua causa, identificada pela seguinte codificação:</p> <ul style="list-style-type: none"> 0 - Não Aplicável 1 - Pessoas 2 - Processos 3 - Sistemas-IT 4 - Evento Externo <p>Nota 1: Aplicam-se as mesmas notas apresentadas para o campo "Categoria"</p>
STATUS FINANCEIRO	<p>Indica a probabilidade de desfecho adverso para a instituição em relação a perda registrada.</p> <ul style="list-style-type: none"> 0 - Não Aplicável 1 - Perda ainda não encerrada 2 - Perda encerrada com impacto financeiro 3 - Perda encerrada sem impacto financeiro <p>Nota 1: No caso de registro de evento de recuperação deve ser informado o valor "0". Em se tratando do registro de evento de atualização, o preenchimento com "0" indica que a informação contida na perda raiz deve ser preservada, ao passo que, o preenchimento com outro valor indica a</p>

	substituição que se quer efetuar para o status financeiro da perda raiz.
VALOR BRUTO	<p>Valor em reais (R\$) apurado para a perda bruta (inclui encargos), ou atualização desse valor, preenchido de acordo com o tipo de evento ao qual o registro se refere, conforme a seguir especificado:</p> <p>i) Perdas: informar o valor da perda bruta (antes da dedução de qualquer montante recuperado por via judicial, seguro, etc.);</p> <p>ii) Recuperações: preencher com o valor recuperado em decorrência de ressarcimento de seguro, ação judicial, ou qualquer outro meio. Caso o valor inicialmente informado sofra alteração, deve-se registrar novo evento de recuperação com o montante a ser adicionado ou deduzido (valor com sinal negativo), e assim sucessivamente;</p> <p>iii) Atualizações: caso a atualização implique alteração no valor bruto da perda, preencher com o montante a ser adicionado ou deduzido (valor com sinal negativo) do valor constituído até o momento. Preencher com zero caso a alteração não implique variação no VALOR BRUTO constituído até</p> <p>Nota 1: Havendo mais de uma recuperação ou atualização relativa a uma mesma perda raiz elas devem ser inseridas separadamente no banco de dados, cada qual com seu valor específico.</p>
DESCRIÇÃO DO EVENTO	Descrição do evento sendo registrado.
ID INTERNA DO EVENTO	Identificação do evento nos registros da empresa. Esse registro permitirá a associação (DE-PARA) entre o registro no banco de dados e o processo interno conduzido pela empresa com o detalhamento do evento (um processo judicial, um documento interno de controle, etc.). Esse possibilitará que um validador, ou auditor, cheque os valores registrados no banco de dados com aqueles contidos nos documentos que originaram o referido registro.

Fonte: o autor, adaptado de SUSEP (2013)

Apêndice 2 – Algumas Distribuições de Frequência utilizadas em modelos LDA

A distribuição de Poisson

A distribuição de Poisson reduz a complexidade do modelo por não requerer testes estatísticos para as distribuições de frequência. A função de probabilidade da distribuição Poisson é dada por $f(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$. Outra característica desta distribuição é: $\text{Poisson}(\lambda_1) + \text{Poisson}(\lambda_2) = \text{Poisson}(\lambda_1 + \lambda_2)$, isto é, tanto as perdas ordinárias como as grandes seguirão a distribuição Poisson (Li et. al., 2009).

Conforme Ross (1996), um processo estocástico $\{N(t), t \geq 0\}$ é dito um processo de contagem se $N(t)$ representar o número total de eventos que ocorreram no tempo t . Assim, um processo de contagem deve satisfazer as seguintes condições:

(i) $N(t) \geq 0$

(ii) $N(t)$ é avaliado como integral

(iii) Se $s < t$, então $N_{st} \leq N_t$

(iv) Para $s < t$, $N(t) - N(s)$ é igual ao número de eventos que ocorreram no intervalo $(s, t]$

Um processo de contagem é dito possuir incrementos independentes se o número de eventos $(N(t))$ que ocorrem nos intervalos de tempo disjuntos (t, s) forem independentes. Isto é: $N(t+s) - N(t)$ (Ross, 1996).

Um processo de contagem é dito possuir incrementos estacionários se a distribuição do número de eventos que ocorrem em qualquer intervalo de tempo depender apenas da extensão do dado intervalo. Assim, o número de eventos do intervalo $(t_1 + s, t_2 + s]$ tem a mesma distribuição do número de eventos no intervalo $(t_1, t_2]$, para qualquer $t_1 < t_2$, e $s > 0$ (ROSS, 1996).

Segundo Ross (1996), um processo de contagem ($\{N(t), t \geq 0\}$) é dito processo de Poisson tendo taxa λ , $\lambda > 0$ se atender as condições abaixo:

(i) $N(0) = 0$

(ii) O processo tem incrementos independentes

(iii) O número de eventos em qualquer intervalo de tamanho t possui distribuição Poisson com média λt . Assim, para qualquer $s, t \geq 0$:

$$P\{N(t+s) - N(s) = n\} = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^n}{n!}, \quad n = 0, 1, \dots$$

Segundo Álvarez (2006), a média e a variância desta distribuição são iguais a λ .

A distribuição binomial

Uma distribuição binomial, segundo Álvarez (2006), pode ser apresentada com a suposição de dado experimento cujos resultados possam ser classificados como sucesso ou fracasso. A função probabilidade para o número n de sucessos é descrita por.

$$\binom{n}{k} p^k q^{n-k} \quad k = 0, 1, 2, \dots, n$$

Note-se que a probabilidade de sucesso a cada tentativa é p ($0 < p < 1$) e a probabilidade de falha é $q = 1-p$. A média desta distribuição é np ; e a variância é $np(1-p)$ (ÁLVAREZ, 2006).

A distribuição binomial negativa

Álvarez (2006) continua o desenvolvimento do item anterior para definir a distribuição binomial negativa, ao supor que tentativas com probabilidade p serem sucesso são performadas até que r sucessos sejam acumulados. A distribuição binomial negativa, que é a função de probabilidade para n tentativas requeridas para o número de sucessos acumulados é:

$$\binom{n-1}{r-1} p^r q^{n-r}, \quad r = 0, 1, 2, \dots$$

Nesta distribuição, a média é dada por $\frac{n(1-p)}{p}$ e a variância é dada por $\frac{n(1-p)}{p^2}$ (ÁLVAREZ, 2006).

Apêndice 3 – Os Dois Momentos e o Teste Qui-Quadrado

O primeiro momento

Segundo Cruz (2005), o primeiro momento é a média da amostra e é calculado por:

$$m_1 = E(\widehat{X}_1) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{X}), \text{ onde } \bar{X} \text{ é a média da amostra}$$

O segundo momento

Conforme Cruz (2005), o segundo momento é o desvio padrão, e é dado por:

$$\sigma = \sqrt{E(X - \mu)^2}$$

O teste qui-quadrado

De acordo com Cruz (2005), o teste qui-quadrado é dado por:

$$Q = \sum_{k=0}^n \frac{(n_k - E_k)^2}{E_k}$$

O último teste a ser performado é o de interchegada (“interarrival”) do tempo das perdas. Se o dado tiver sido desenhado a partir de um processo randômico independente (exemplo: Poisson), os tempos interchegada seguem uma distribuição exponencial. Os tempos interchegada são calculados sobre um determinado horizonte de tempo e ajustados por uma densidade exponencial, cujo parâmetro é estimado com um estimador de probabilidade máxima. Um teste χ^2 é usado para avaliar a qualidade do ajuste (AUE e KALKBRENER, 2006).

Conforme Chernobai et. al. (2007), os tempos interchegada entre os eventos, isto é, os intervalos de tempo entre dois pontos consecutivos de tempo quaisquer onde um evento pode acontecer, seguem uma distribuição exponencial tendo densidade de forma $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, o que significa que o tempo interchegada é igual a $\frac{1}{\lambda}$.

Apêndice 4 – Estimação dos parâmetros das distribuições pelo Método dos Momentos

1. Distribuição de Poisson

> media = mean (das frequências)

Fonte: Alexander (2003)

2. Distribuição Binomial Negativa

> media = mean (frequências)

> media

> variancia = var (frequências)

> variancia

> p = 1 / ((variancia / media) + 1)

> print (p)

r = p * media

> print (r)

f <- rbinom (quantidade de simulações, r, p)

> print (f)

Fonte: Dropkins (1959)

3. Distribuição Log Normal

> soma_severidade = sum(severidades)

> soma_severidade

> coluna severidades ao quadrado = coluna severidades *coluna severidades

> coluna severidades ao quadrado

> soma das severidades ao quadrado = sum(coluna severidade ao quadrado)

> soma das severidades ao quadrado

> estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)

> estimador_media

> estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))

> estimador_desvio

Fonte: Ginos (2009)

Apêndice 5 – Modelagem no R

Modelagem 1 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança

```
> coluna1 =scan()
1: 2003
2: 2004
3: 2005
4: 2006
5: 2007
6: 2008
7: 2009
8: 2010
9: 2011
10: 2012
11:
Read 10 items
> print(coluna1)
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 27
2: 2
3: 2
4: 5
5: 144
6: 253
7: 874
8: 525
9: 171
10: 97
11:
Read 10 items
> print(coluna2)
```

```
[1] 27 2 2 5 144 253 874 525 171 97
> columna3 =scan()
1: 1390.08
2: 7247.07
3: 10087.48
4: 4261.91
5: 1247.82
6: 1658.54
7: 1611.27
8: 3727.97
9: 19890.51
10: 9012.48
11:
Read 10 items
> print(columna3)
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51
9012.48

> fitdistr(columna2,"negative binomial")
      size      mu
0.4604640 210.0000000
( 0.1717167) ( 97.9709193)

f <- rnbinom (10000, 210.0000000, 0.1717167)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

> fitdistr(columna3,"lognormal")
      meanlog  sdlog
8.2857599  0.9233374
(0.2919849) (0.2064645)
```



```

for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 8.2857599, sdlog= 0.9233374)}; for (k in
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}
  print(s)

```

```

v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)

```

```

print(v)

```

```

for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}

```

```

print(v)

```

```

vo <- sort(v)

```

```

print(vo)

```

```

z<- 10000*0.995

```

```

print (z)

```

```

[1] 9950

```

```

zp <- round (z)

```

```

print (zp)

```

```

[1] 9950

```

```

VaR <- vo[zp]

```

```

print (VaR)

```

```

[1] 7.578.439

```

Modelagem 2 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Momentos

```

> coluna1 =scan()

```

```

1: 2003

```

```

2: 2004

```

```

3: 2005

```

4: 2006

5: 2007

6: 2008

7: 2009

8: 2010

9: 2011

10: 2012

11:

Read 10 items

```
> print(coluna1)
```

```
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
```

```
> columna2 =scan()
```

1: 27

2: 2

3: 2

4: 5

5: 144

6: 253

7: 874

8: 525

9: 171

10: 97

11:

Read 10 items

```
> print(coluna2)
```

```
[1] 27 2 2 5 144 253 874 525 171 97
```

```
> columna3 =scan()
```

1: 1390.08

2: 7247.07

3: 10087.48

4: 4261.91

5: 1247.82

6: 1658.54

7: 1611.27

```
8: 3727.97
9: 19890.51
10: 9012.48
11:
Read 10 items
> print(coluna3)
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51
9012.48

media =mean(coluna2)
media
[1] 210

variancia = var(coluna2)
variancia
[1] 80295.33

p = 1 / (( variancia / media ) + 1 )
print (p)
[1] 0.002608523

r = p * media
print (r)
[1] 0.5477898

f <- rbinom (10000, r, p)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

soma_severidade = sum(coluna3)
soma_severidade
[1] 60135.13
```

```
coluna3_2=coluna3*coluna3
```

```
coluna3_2
```

```
[1] 1932322 52520024 101757253 18163877 1557055 2750755 2596191 13897760
395632388 81224796
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
```

```
soma_severidade_2
```

```
[1] 672032420
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
```

```
estimador_media
```

```
[1] 8.391913
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
```

```
estimador_desvio
```

```
[1] 0.7872123
```

```
for (i in 1:10000) {
```

```
  if (f[i]>0){
```

```
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 8.391913, sdlog= 0.7872123)}; for (k in 1:f[i])
```

```
      {s[i,k] <- temp[k]}}
```

```
  print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
```

```
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
```

```
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
```

```
print (z)
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
print (zp)
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
print (VaR)
[1] 9.325.197
```

**Modelagem 3 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Poisson -
Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança**

```
> coluna1 =scan()
1: 2003
2: 2004
3: 2005
4: 2006
5: 2007
6: 2008
7: 2009
8: 2010
9: 2011
10: 2012
11:
Read 10 items
> print(coluna1)
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 27
2: 2
3: 2
4: 5
```

5: 144

6: 253

7: 874

8: 525

9: 171

10: 97

11:

Read 10 items

```
> print(coluna2)
```

```
[1] 27 2 2 5 144 253 874 525 171 97
```

```
> columna3 =scan()
```

1: 1390.08

2: 7247.07

3: 10087.48

4: 4261.91

5: 1247.82

6: 1658.54

7: 1611.27

8: 3727.97

9: 19890.51

10: 9012.48

11:

Read 10 items

```
> print(coluna3)
```

```
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51  
9012.48
```

```
fitdistr(coluna2,"poisson")
```

```
lambda
```

```
210.000000
```

```
( 4.582576)
```

```
f <- rpois(10000, 210.000000)
```

```
> print(f)
```

```
s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
```

```
print(s)
```

```
> fitdistr(coluna3,"lognormal")
```

```
  meanlog  sdlog
```

```
8.2857599 0.9233374
```

```
(0.2919849) (0.2064645)
```

```
for (i in 1:10000) {
```

```
  if (f[i]>0){
```

```
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 8.2857599, sdlog= 0.9233374)}; for (k in
```

```
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}
```

```
print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
```

```
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
```

```
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
```

```
print (z)
```

```
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
```

```
print (zp)
```

```
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
```

```
print (VaR)
```

[1] 1651672

**Modelagem 4 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Poisson -
Estimação de parâmetros: Momentos**

```
> coluna1 =scan()
```

```
1: 2003
```

```
2: 2004
```

```
3: 2005
```

```
4: 2006
```

```
5: 2007
```

```
6: 2008
```

```
7: 2009
```

```
8: 2010
```

```
9: 2011
```

```
10: 2012
```

```
11:
```

```
Read 10 items
```

```
> print(coluna1)
```

```
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
```

```
> coluna2 =scan()
```

```
1: 27
```

```
2: 2
```

```
3: 2
```

```
4: 5
```

```
5: 144
```

```
6: 253
```

```
7: 874
```

```
8: 525
```

```
9: 171
```

```
10: 97
```

```
11:
```

```
Read 10 items
```



```
> print(coluna2)
[1] 27  2  2  5 144 253 874 525 171  97
> coluna3 =scan()
1: 1390.08
2: 7247.07
3: 10087.48
4: 4261.91
5: 1247.82
6: 1658.54
7: 1611.27
8: 3727.97
9: 19890.51
10: 9012.48
11:
Read 10 items
> print(coluna3)
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51
9012.48

media =mean(coluna2)
media
[1] 210

f <- rpois(10000, 210.000000)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

soma_severidade = sum(coluna3)
soma_severidade
[1] 60135.13

coluna3_2=coluna3*coluna3
```

```
coluna3_2
```

```
[1] 1932322 52520024 101757253 18163877 1557055 2750755 2596191 13897760
395632388 81224796
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
```

```
soma_severidade_2
```

```
[1] 672032420
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
```

```
estimador_media
```

```
[1] 8.391913
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
```

```
estimador_desvio
```

```
[1] 0.7872123
```

```
for (i in 1:10000) {
```

```
  if (f[i]>0){
```

```
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 8.391913, sdlog= 0.7872123)}; for (k in 1:f[i])
```

```
      {s[i,k] <- temp[k]}}
```

```
  print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
```

```
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
```

```
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
```

```
print (z)
```

```
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
print (zp)
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
print (VaR)
[1] 1597146
```

Modelagem 5 – Tipo de perda: Fraude - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança

```
> coluna1 =scan()
1: 2009
2: 2010
3: 2011
4: 2012
5:
Read 4 items
> print(coluna1)
[1] 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 26
2: 194
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> coluna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
```

3: 4709.94

4: 2041.14

5:

Read 4 items

```
> print(coluna2)
```

```
[1] 26 194 7 10
```

```
> print(coluna3)
```

```
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14
```

```
> fitdistr(coluna2,"negative binomial")
```

```
size      mu
```

```
0.6840558 59.2500000
```

```
(0.4188896) (36.0250952)
```

```
f <- rnbinom (10000, 59.2500000, 0.4188896)
```

```
print(f)
```

```
s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
```

```
print(s)
```

```
> fitdistr(coluna3,"lognormal")
```

```
meanlog  sdlog
```

```
7.9920981 1.1767661
```

```
(0.5883831) (0.4160497)
```

```
for (i in 1:10000) {
```

```
  if (f[i]>0){
```

```
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 7.9920981, sdlog= 1.1767661)}; for (k in
```

```
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}
```

```
  print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}  
print(v)
```

```
vo <- sort(v)  
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995  
print (z)  
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)  
print (zp)  
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]  
print (VaR)  
[1] 883.245.1
```

Modelagem 6 – Tipo de perda: Fraude - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Momentos

```
> coluna1 =scan()  
1: 2009  
2: 2010  
3: 2011  
4: 2012  
5:  
Read 4 items  
> print(coluna1)  
[1] 2009 2010 2011 2012  
> coluna2 =scan()  
1: 26  
2: 194
```

```
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> coluna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
3: 4709.94
4: 2041.14
5:
Read 4 items
> print(coluna3)
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14

media =mean(coluna2)
media
[1] 59.25

variancia = var(coluna2)
variancia
[1] 8139.583

p = 1 / (( variancia / media ) + 1 )
print (p)
[1] 0.007226638

r = p * media
print (r)
[1] 0.4281783

f <- rbinom (10000, r, p)
print(f)
```

```
s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)
```

```
soma_severidade = sum(coluna3)
soma_severidade
[1] 21420.35
```

```
coluna3_2=coluna3*coluna3
coluna3_2
[1] 198952999.7 318321.6 22183534.8 4166252.5
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
soma_severidade_2
[1] 225621109
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
estimador_media
[1] 6.873132
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
estimador_desvio
[1] 1.262046
```

```
for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 6.873132, sdlog= 1.262046)}; for (k in 1:f[i])
      {s[i,k] <- temp[k]}}
  print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
print(v)

vo <- sort(v)
print(vo)

z<- 10000*0.995
print (z)
[1] 9950

zp <- round (z)
print (zp)
[1] 9950

VaR <- vo[zp]
print (VaR)
[1] 1130252
```

Modelagem 7 – Tipo de perda: Fraude - Distribuição de frequência: Poisson - Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança

```
> coluna1 =scan()
1: 2009
2: 2010
3: 2011
4: 2012
5:
Read 4 items
> print(coluna1)
[1] 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 26
```



```
2: 194
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> coluna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
3: 4709.94
4: 2041.14
5:
Read 4 items
> print(coluna3)
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14>

> fitdistr(coluna2,"poisson")
  lambda
 59.250000
( 3.848701)

f <- rpois(10000, 59.250000)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

> fitdistr(coluna3,"lognormal")
  meanlog  sdlog
 7.9920981 1.1767661
(0.5883831) (0.4160497)
```

```

for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 7.9920981, sdlog= 1.1767661)}; for (k in
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}
  print(s)

  v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
  print(v)

  for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
  print(v)

  vo <- sort(v)
  print(vo)

  z<- 10000*0.995
  print (z)
  [1] 9950

  zp <- round (z)
  print (zp)
  [1] 9950

  VaR <- vo[zp]
  print (VaR)
  [1] 670693.1

```

Modelagem 8 – Tipo de perda: Fraude - Distribuição de frequência: Poisson - Estimação de parâmetros: Momentos

```

> coluna1 =scan()
1: 2009
2: 2010

```

```
3: 2011
4: 2012
5:
Read 4 items
> print(coluna1)
[1] 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 26
2: 194
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> coluna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
3: 4709.94
4: 2041.14
5:
Read 4 items
> print(coluna3)
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14

media =mean(coluna2)
media
[1] 59.25

f <- rpois(10000, 59.25)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)
```

```
soma_severidade = sum(coluna3)
```

```
soma_severidade
```

```
[1] 21420.35
```

```
coluna3_2=coluna3*coluna3
```

```
coluna3_2
```

```
[1] 198952999.7 318321.6 22183534.8 4166252.5
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
```

```
soma_severidade_2
```

```
[1] 225621109
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
```

```
estimador_media
```

```
[1] 6.873132
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
```

```
estimador_desvio
```

```
[1] 1.262046
```

```
for (i in 1:10000) {
```

```
  if (f[i]>0){
```

```
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog=6.873132, sdlog= 1.262046)}; for (k in 1:f[i])
```

```
      {s[i,k] <- temp[k]}}
```

```
  print(s)
```

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}  
print(v)
```

```
vo <- sort(v)  
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995  
print (z)  
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)  
print (zp)  
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]  
print (VaR)  
[1] 257330
```

Apêndice 6 – Modelagem no R das Análises de Sensibilidade

Modelagem 1 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança

```
> coluna1 =scan()
1: 2003
2: 2004
3: 2005
4: 2006
5: 2007
6: 2008
7: 2009
8: 2010
9: 2011
10: 2012
11:
Read 10 items
> print(coluna1)
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 27
2: 2
3: 2
4: 5
5: 144
6: 253
7: 874
8: 525
9: 171
10: 97
11:
Read 10 items
> print(coluna2)
```

```
[1] 27 2 2 5 144 253 874 525 171 97
> coluna3 =scan()
1: 1390.08
2: 7247.07
3: 10087.48
4: 4261.91
5: 1247.82
6: 1658.54
7: 1611.27
8: 3727.97
9: 19890.51
10: 9012.48
11:
Read 10 items
> print(coluna3)
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51
9012.48
>
> fitdistr(coluna2,"negative binomial")
      size      mu
0.4604640 210.0000000
( 0.1717167) ( 97.9709193)
Mensagens de aviso perdidas:
In densfun(x, parm[1], parm[2], ...) : NaNs produzidos

f <- rbinom (10000, 210.0000000, 0.1717167)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

> fitdistr(coluna3,"lognormal")
      meanlog      sdlog
8.2857599 0.9233374
```

```
(0.2919849) (0.2064645)
```

```
for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 9.114336 (*), sdlog= 1.015671 (*)); for (k in
      1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}} }
  print(s)
```

(*) = parâmetros acrescidos em 10%

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
```

```
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
```

```
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
```

```
print (z)
```

```
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
```

```
print (zp)
```

```
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
```

```
print (VaR)
```

```
[1] 19134950
```


Modelagem 2 – Tipo de perda: Execução - Distribuição de frequência: Binomial Negativa - Estimação de parâmetros: Momentos

```
> coluna1 =scan()
1: 2003
2: 2004
3: 2005
4: 2006
5: 2007
6: 2008
7: 2009
8: 2010
9: 2011
10: 2012
11:
Read 10 items
> print(coluna1)
[1] 2003 2004 2005 2006 2007 2008 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 27
2: 2
3: 2
4: 5
5: 144
6: 253
7: 874
8: 525
9: 171
10: 97
11:
Read 10 items
> print(coluna2)
[1] 27 2 2 5 144 253 874 525 171 97
> coluna3 =scan()
```

```
1: 1390.08
2: 7247.07
3: 10087.48
4: 4261.91
5: 1247.82
6: 1658.54
7: 1611.27
8: 3727.97
9: 19890.51
10: 9012.48
11:
Read 10 items
> print(coluna3)
[1] 1390.08 7247.07 10087.48 4261.91 1247.82 1658.54 1611.27 3727.97 19890.51
9012.48
>
media =mean(coluna2)
media
[1] 210

variancia = var(coluna2)
variancia
[1] 80295.33

p = 1 / (( variancia / media ) + 1 )
print (p)
[1] 0.002608523

r = p * media
print (r)
[1] 0.5477898

f <- rbinom (10000, r, p)
print(f)
```

```
s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)
```

```
soma_severidade = sum(coluna3)
soma_severidade
[1] 60135.13
```

```
coluna3_2=coluna3*coluna3
coluna3_2
[1] 1932322 52520024 101757253 18163877 1557055 2750755 2596191 13897760
395632388 81224796
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
soma_severidade_2
[1] 672032420
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
estimador_media
[1] 8.391913
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
estimador_desvio
[1] 0.7872123
```

```
for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 9.231104 (*), sdlog= 0.865934 (*))}; for (k in
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}
  print(s)
```

(*) = parâmetros acrescidos em 10%

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
```

```
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
```

```
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
```

```
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
```

```
print (z)
```

```
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
```

```
print (zp)
```

```
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
```

```
print (VaR)
```

```
[1] 21936985
```

Modelagem 3 – Tipo de perda: Fraudes - Distribuição de frequência: Poisson - Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança

```
coluna1 =scan()
```

```
1: 2009
```

```
2: 2010
```

```
3: 2011
```

```
4: 2012
```

```
5:
```

```
Read 4 items
```

```
> print(coluna1)
[1] 2009 2010 2011 2012
> columna2 =scan()
1: 26
2: 194
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> columna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
3: 4709.94
4: 2041.14
5:
Read 4 items
> print(coluna3)
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14>

> fitdistr(coluna2,"poisson")
  lambda
 59.250000
( 3.848701)

f <- rpois(10000, 59.250000)
print(f)

s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)

fitdistr(coluna3,"lognormal")
  meanlog  sdlog
```

```
7.9920981 1.1767661
(0.5883831) (0.4160497)
```

```
for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog= 8.791308 (*), sdlog= 1.294443 (*)); for (k in
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}} }
  print(s)
```

(*) = parâmetros acrescidos em 10%

```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
print(v)
```

```
for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
print(v)
```

```
vo <- sort(v)
print(vo)
```

```
z<- 10000*0.995
print (z)
[1] 9950
```

```
zp <- round (z)
print (zp)
[1] 9950
```

```
VaR <- vo[zp]
print (VaR)
[1] 1864264
```

**Modelagem 4 – Tipo de perda: Fraudes - Distribuição de frequência: Poisson -
Estimação de parâmetros: Máxima Verossimilhança**

```
> coluna1 =scan()
1: 2009
2: 2010
3: 2011
4: 2012
5:
Read 4 items
> print(coluna1)
[1] 2009 2010 2011 2012
> coluna2 =scan()
1: 26
2: 194
3: 7
4: 10
5:
Read 4 items
> print(coluna2)
[1] 26 194 7 10
> coluna3 =scan()
1: 14105.07
2: 564.20
3: 4709.94
4: 2041.14
5:
Read 4 items
> print(coluna3)
[1] 14105.07 564.20 4709.94 2041.14

media =mean(coluna2)
media
[1] 59.25
```

```
f <- rpois(10000, 59.25)
print(f)
```

```
s <- matrix(0, nrow=10000, ncol=max(f))
print(s)
```

```
soma_severidade = sum(coluna3)
soma_severidade
[1] 21420.35
```

```
coluna3_2=coluna3*coluna3
coluna3_2
[1] 198952999.7 318321.6 22183534.8 4166252.5
```

```
soma_severidade_2=sum(coluna3_2)
soma_severidade_2
[1] 225621109
```

```
estimador_media = (-log(soma_severidade_2))/2 + 2*(log(soma_severidade)) - 1.5*log(10)
estimador_media
[1] 6.873132
```

```
estimador_desvio = sqrt((log(soma_severidade_2) - 2*log(soma_severidade) + log(10)))
estimador_desvio
[1] 1.262046
```

```
for (i in 1:10000) {
  if (f[i]>0){
    for (j in 1:f[i]) {temp <- rlnorm(f[i], meanlog=7.560445 (*), sdlog= 1.388251 (*)); for (k in
    1:f[i]) {s[i,k] <- temp[k]}}}
  print(s)
```

(*) = parâmetros acrescidos em 10%


```
v <- matrix(0, nrow=10000, ncol=1)
print(v)

for (i in 1:10000) {for (j in 1:max(f)) {v[i] <- v[i] + s[i,j]}}
print(v)

vo <- sort(v)
print(vo)

z<- 10000*0.995
print (z)
[1] 9950

zp <- round (z)
print (zp)
[1] 9950

VaR <- vo[zp]
print (VaR)
[1] 681880.9
```