



Faculdade de Economia,
Administração e Contabilidade
FACE

EVENTOS DE RISCO OPERACIONAL E SUA ASSOCIAÇÃO COM O RISCO DE CRÉDITO:
Uma Análise Utilizando LDA.

Leonardo R. Dizaró Caetano

Brasília, DF
Junho, 2022

Leonardo R. Dizaró Caetano

EVENTOS DE RISCO OPERACIONAL E SUA ASSOCIAÇÃO COM O RISCO DE CRÉDITO:
Uma Análise Utilizando LDA.

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Herbert Kimura

Brasília, DF

Junho, 2022

EVENTOS DE RISCO OPERACIONAL E SUA ASSOCIAÇÃO COM O RISCO DE CRÉDITO:
Uma Análise Utilizando LDA.

Leonardo R. Dizaró Caetano

Orientador:

Prof. Dr. Herbert Kimura

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, da Universidade de Brasília, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências Econômicas.

Aprovada por

Prof. Dr. Herbert Kimura

Prof. Ph.D Carlos Rosano Pena

Prof. Ph.D Leonardo Fernando Cruz Basso

Brasília
Junho, 2022

FICHA CATALOGRÁFICA

EVENTOS DE RISCO OPERACIONAL E SUA ASSOCIAÇÃO COM O RISCO DE CRÉDITO: Uma Análise Utilizando LDA.

Caetano, Leonardo R. Dizaró

Fronteira Entre Risco Operacional e Risco de Crédito / Leonardo R Dizaró Caetano
- Brasília: UnB / IF, 2022.

xxxx, xx f.: il.;30cm.

Orientador: Prof. Dr. Herbert Kimura

Dissertação (mestrado) – UnB / Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade - FACE / Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, 2022.

Referências Bibliográficas: f. xx-xxxx.

1. Risco Operacional. 2. Risco de Crédito. 3. Frequência de Perdas. 5. Severidade de Perdas 4. LDA I. Caetano, Leonardo R. Dizaró. II. Universidade de Brasília, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. III. Fronteira entre Risco Operacional e Risco de Crédito: xxxx.

*Pois, primeiro, eu tinha outra andada que cumprir,
conforme a ordem que meu coração mandava..
Tudo agradecei...*

João Guimarães Rosa

Dedicado a minha família, aos amigos e aos professores que fizeram essa caminhada possível

Agradecimentos

Agradeço, principalmente, àqueles que entenderam as ausências, pois sabiam que minha busca exigia dedicação. Esses eu sei que estarão comigo, estando eu presente ou ausente, perto ou longe.

Agradeço aos colegas e amigos, que compartilharam as conquistas até aqui, mas também as angústias, ofereceram um ombro ou palavras de incentivo e acalanto. Foram importantes e fizeram muita diferença.

Agradeço especialmente a colega e amiga, Janaina de Alcântara Buzachi Garcia Thomazi, que sempre mostrou horizontes possíveis de se alcançar. E alcançamos... obrigado!

Agradeço à minha família, que mesmo longe compartilha das minhas vitórias, entende minhas ausências e divide comigo o alívio e a alegria da vitória.

Agradeço aos mestres, que num momento de sucessivos ataques à nobre arte de ensinar, continuam em pé, guiando e transformando pessoas. Muito obrigado!

RESUMO

O risco operacional tem assumido papel de destaque na estrutura de gerenciamento de riscos das instituições financeiras. Tem recebido atenção cada vez mais significativa da mídia, dos reguladores e executivos de negócios à medida que os escândalos financeiros continuam surgindo e porque os eventos de perda operacional se tornaram a principal causa de fracassos espetaculares de negócios. Mais recentemente o risco operacional tem sido impactado pela velocidade das interações sociais, com o incremento de operações virtuais gerando aumento de ocorrências de perdas financeiras, falências, resultantes muitas vezes de fraudes internas e externas, falhas na gestão de processos e causas trabalhistas. O *Bank for International Settlements* (BIS) acompanha e avalia situações de crise para emitir orientações por meio do Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS) visando a segurança do sistema financeiro internacional. Dentre suas exigências está o cálculo do capital regulamentar para fazer frente ao risco operacional, por meio de abordagens por ele sugeridas. Destaca-se a abordagem mais avançada, Abordagem de Mensuração Avançada (AMA), que encontra na metodologia *Loss Distribution Approach* (LDA), também conhecido como cálculo de distribuições de perdas, a mais adequada para avaliar, a partir das etapas de Distribuição de Frequência e Distribuição de Severidade, os impactos que o total de ocorrências e o montante calculado podem causar no cálculo do capital regulamentar dos bancos. Essas etapas são fundamentais para o cálculo do *Value at Risk*, ou Valor do Risco, também conhecido por sua sigla VaR. Esse valor determina a quantia monetária que as instituições financeiras deverão armazenar a fim de mitigar o seu risco operacional. A partir da análise dos resultados obtidos dessas distribuições no presente trabalho foi possível verificar os impactos no capital regulamentar calculado. Percebemos que o LDA se mostra mais sensível ao risco ao se utilizar dados internos a partir de uma amostra de dados de perdas operacionais de uma grande instituição financeira brasileira e, portanto, mais adequada ao gerenciamento do risco podendo minimizar o capital alocado em detrimento de outros métodos. Entretanto, é sabido que o BCBS permite a conjunção de dados internos com dados externos para criação de modelos preditivos para as distribuições de probabilidade da severidade e da frequência mais robustos e menos ingênuos. Então, em consonância com as diretrizes do Acordo de Basileia II, identificamos que associar a distribuição de probabilidade das perdas operacionais com o cálculo do VaR assegura uma medida mais segura para obtenção do valor do capital alocado para o risco operacional. Por fim, cabe às instituições financeiras desenvolver estudos internos, a partir de dados internos, complementados por

informações externas, visando a robustez de seus modelos para identificação do capital ideal para fazer frente ao risco operacional.

Palavras-chave: risco operacional, frequência, severidade, LDA, perda operacional.

Brasília
Junho, 2022

ABSTRACT

Abstract of master's thesis submitted to Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, da Universidade de Brasília, in partial fulfillment of the requirements for the degree Mestre em Ciências Econômicas.

Operational risk has assumed a prominent role in the risk management structure of financial institutions. It has received increasingly significant attention from the media, regulators and business executives as financial scandals continue to surface and because operating loss events have become the leading cause of spectacular business failures. More recently, operational risk has been impacted by the speed of social interactions, with the increase in virtual operations generating an increase in the occurrence of financial losses, bankruptcies, often resulting from internal and external fraud, failures in the management of processes and labor claims. The Bank for International Settlements (BIS) monitors and assesses crisis situations to issue guidelines through the Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) aimed at the security of the international financial system. Among his requirements is the calculation of regulatory capital to face operational risk, through approaches suggested by it. The most advanced approach stands out, the Advanced Measurement Approach (AMA), which is in the Loss Distribution Approach (LDA) methodology, also known as loss distribution calculation, the most appropriate to evaluate, from the Frequency Distribution steps and Severity Distribution, the impacts that the total of occurrences and the calculated amount can have on the calculation of the banks' regulatory capital. These steps are fundamental for calculating the Value at Risk, also known by its acronym VaR. This value determines the monetary amount that financial institutions must store in order to mitigate their operational risk. From the analysis of the results obtained from these distributions in the present work, it was possible to verify the impacts on the calculated regulatory capital. We noticed that the LDA is more sensitive to risk when using internal data from a sample of operational loss data from a large Brazilian financial institution and, therefore, more suitable for risk management, being able to minimize the capital allocated to the detriment of other methods. However, it is known that BCBS allows the conjunction of internal data with external data to create predictive models for the more robust and less naive probability distributions of severity and frequency. So, in line with the guidelines of the Basel II Accord, we identified that associating the probability distribution of operating losses with the VaR calculation ensures a safer measure for obtaining the value of capital allocated to operational risk. Finally, it is up to financial institutions to develop internal studies, based on internal data, complemented by

external information, aiming at the robustness of their models to identify the ideal capital to face operational risk.

Keywords: operational risk, frequency, severity, LDA, operational loss.

Brasília
Junho, 2022

Lista de ilustrações

| | |
|--|----|
| Figura 2.1 – Estrutura do Risco Operacional | 16 |
| Figura 2.2 – Acordo de Basileia II | 19 |
| Figura 3.1 – Etapas do Modelo LDA | 28 |
| Figura 4.1 – Estrutura da Distribuição de Frequência | 35 |
| Figura 4.2 – Estrutura da Distribuição de Severidade | 36 |
| Figura 4.3 – Distribuição de Perdas Agregadas | 36 |
| Figura 5.1 – Combinações Binomial Negativa | 40 |
| Figura 5.2 – Combinações Poisson | 40 |
| Figura 5.3 – Combinações Binomial Negativa Reparametrizada | 41 |
| Figura 5.4 – Distribuição - Resultados VaR e ESF | 42 |

Sumário

| | |
|---|------------|
| Lista de ilustrações | xi |
| Sumário | xii |
| 1 INTRODUÇÃO | 12 |
| 1.1 Contexto Regulamentar | 12 |
| 1.2 Justificativa | 14 |
| 2 CONSTRUÇÃO DA BASE DE DADOS | 16 |
| 2.1 Revisão de Literatura | 16 |
| 2.2 Conteúdo da Base de Dados | 22 |
| 2.3 Outras abordagens | 24 |
| 3 DADOS | 27 |
| 3.1 Distribuição de Frequência | 30 |
| 3.1.1 Distribuição de Poisson | 30 |
| 3.1.2 Distribuição Binomial Negativa | 31 |
| 3.2 Distribuição de Severidade | 32 |
| 3.2.1 Distribuição Weibull | 32 |
| 3.2.2 Distribuição Log-normal | 33 |
| 3.2.3 Distribuição Gama | 33 |
| 4 MÉTODOS E TÉCNICAS DE PESQUISA | 35 |
| 4.1 Coleta de Dados | 36 |
| 4.1.1 Análise dos Dados | 37 |
| 5 RESULTADOS | 39 |
| 5.1 Alocação de Capital | 41 |
| 6 CONCLUSÃO | 44 |
| Bibliografia | 46 |
| REFERÊNCIAS | 46 |

1 Introdução

1.1 Contexto Regulamentar

A partir da publicação da Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) n.º 3.380, de 29 de junho de 2006, que dispunha sobre a estrutura de gerenciamento de risco operacional, as instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil (Bacen) precisaram documentar e armazenar informações referentes às perdas associadas ao risco operacional.

A referida Resolução foi revogada com a publicação da Resolução CMN n.º 4.557, de 23 de fevereiro de 2017, que dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital das instituições financeiras.

Em 28 de dezembro de 2009, com a publicação do Comunicado n.º 19.217, o Bacen apresentou orientações para utilização de abordagens avançadas, baseadas em modelos internos, para fins de apuração de parcela do Patrimônio de Referência Exigido (PRE), estabelecendo que a base de risco operacional é constituída pelo conjunto de informações relevantes para os modelos e para o gerenciamento do risco operacional.

A Resolução n.º 4.557 ao tratar do gerenciamento do risco operacional estabelece, no art. 34, que as instituições financeiras enquadradas no Segmento 1 (S1) e no Segmento 2 (S2)¹ devem constituir base de dados de risco operacional que contenha valores associados a perdas operacionais, incluindo provisões e despesas relacionadas a cada evento de perda, e outros dados de risco operacional.(BRASIL, 2017)

Apesar da exigência o arcabouço regulatório do Bacen não prescrevia um formato específico para a base, tampouco regras para atualização ou envio ao Bacen.

Em 30 de janeiro de 2020 o Bacen publicou a Circular n.º 3.979 visando a padronização do conteúdo e a especificação de requisitos para atualização da base.(BRASIL, 2020a)

O regulador inovou ao exigir das instituições financeiras a remessa, com periodicidade semestral, das informações relativas aos eventos de risco operacional constantes na base de dados.

¹ A Resolução CMN n.º 4553/2017 estabelece a segmentação do conjunto de instituições financeiras: S1 é composto pelos bancos múltiplos, bancos comerciais, bancos de investimento, bancos de câmbio e caixa econômicas, que tenham porte igual ou superior a 10% do Produto Interno Bruto (PIB) ou exerçam atividade internacional relevante, independentemente do porte da instituição; S2 é composto pelos bancos múltiplos, bancos comerciais, bancos de investimento, bancos de câmbio e caixas econômicas, de porte inferior a 10% e igual ou superior a 1% do PIB e pelas demais instituições de porte igual ou superior a 1% do PIB.

Com essa determinação o Bacen espera estar provido de informações para o monitoramento da exposição do Sistema Financeiro Nacional (SFN) ao risco operacional e para o exercício das atividades de fiscalização, além de acompanhar as disposições da publicação do Comitê de Basileia para Supervisão Bancária (BCBS) *Basel III: Finalising post-crisis reforms*, de dezembro de 2017, que definiu os novos requisitos mínimos para o cálculo de capital para o risco operacional.

A Circular nº 3979 constituiu a Base de Dados de Risco Operacional (BDRO), aqui entendida como a consolidação de registros de perdas operacionais com a finalidade de demonstrar, de forma agregada, os valores associados à mesma ocorrência de origem, incluindo o detalhamento gerencial e a rastreabilidade contábil. Definiu ainda dados mínimos para constituição da base, dentre eles a identificação de eventos que se correlacionam com o risco de crédito, o risco de mercado, o risco socioambiental e o risco cibernético.

A constituição da base de dados é importante no contexto das instituições financeiras, pois é relevante para o desenvolvimento de modelos internos de mensuração de requerimento de capital para a gestão de resultados pela identificação de causa-raiz do risco operacional e adoção de medidas para mitigação da ocorrência de novas perdas e, por fim, atendimento à regulamentação.

Os procedimentos para remessa de informações da BDRO foram regulamentados com a publicação da Instrução Normativa (IN) do Bacen n.º 33, de 29 de outubro de 2020 ([BRASIL, 2020b](#)), que estabeleceu o envio por meio do Demonstrativo de Risco Operacional (DRO) - documento 5050.

Em documento anexo à referida IN foram publicadas as instruções de preenchimento do DRO - documento 5050, com a descrição das informações a serem incluídas, como por exemplo, a conceituação, descrição detalhada e características técnicas. Além disso, definiu informação específica para os eventos de fronteira entre risco operacional e risco de crédito e entre risco operacional e risco de mercado.

As instruções orientam a informação do risco associado ao evento, de modo a identificar os eventos de fronteira do risco operacional com outros riscos, dentre os quais o risco de crédito, que será o objeto de análise no presente estudo.

A intenção do Bacen é que as instituições adotem procedimentos sistematizados, documentados de modo uniforme e menos propensos a erros, que possa ser continuamente aperfeiçoado e refletido nos sistemas de tecnologia da informação utilizados nos produtos de crédito.

1.2 Justificativa

Os sistemas internos de avaliação de risco operacional precisam rastrear dados relevantes do risco, incluindo perdas materiais por linhas de negócio, além de definir critérios objetivos documentados para alocação de perdas nas linhas de negócios e em tipos de eventos específicos.

Os dados de perdas internas precisam ser abrangentes na captura de todas as atividades materiais e das exposições. Além das informações sobre os valores de perda bruta, o banco deve coletar informações sobre a data do evento, quaisquer recuperações de valores de perda bruta, bem como informações descritivas sobre os direcionadores ou causas do evento de perda.

Para isso pressupõe-se o desenvolvimento de critérios específicos para atribuição de dados de perda decorrentes de um evento em uma função centralizada, por exemplo, um departamento de tecnologia da informação ou uma atividade que abrange mais de uma linha de negócio, bem como de eventos relacionados ao longo do tempo.

A importância da construção padronizada de bancos de dados internos de perdas, incluindo dados sobre eventos de risco operacional, além do reporte periódico ao Bacen com o relato de eventos significativos de risco operacional, de todos os tipos, em tempo mínimo, foi aconselhado, inclusive, pelo FMI (2018), em relatório produzido como resultado do Programa de Avaliação do Setor Financeiro (FSAP), que visitou o Brasil em novembro de 2017 e março de 2018.

A partir da publicação do Novo Acordo de Capital de Basileia, em 26/04/2004, o risco operacional passou a merecer especial atenção, inclusive com a exigência de capital, decorrente, principalmente, da onda de desastres financeiros ocorridos na década de 90.

Com as alterações trazidas pelo Novo Acordo observou-se a necessidade de alocação de capital para perdas esperadas e inesperadas decorrentes de eventos associados ao risco operacional, através do atendimento de requisitos de controle e gerenciamento de riscos.

Deficiências na identificação e no monitoramento das perdas operacionais, bem como o tratamento inadequado acarretaram prejuízos substanciais às instituições, aos acionistas e à sociedade em geral, gerando reforços na supervisão das regras de alocação de capital.

Por essas razões o registro das perdas e identificação de suas causas, com avaliação adequada e criteriosa, é fundamental para a redução da ocorrência de eventos que apresentem risco operacional.

A partir da recente regulamentação sobre a constituição e atualização da base de dados,

inclusive com a determinação de envio periódico de informações ao Bacen, a partir de 2021, selecionamos como objeto de estudo uma amostra da base de dados de perdas operacionais de uma instituição financeira do segmento S1, com o objetivo de delimitar, de forma mais precisa, como eventos de risco operacional estão associados também ao risco de crédito.

O trabalho possui a seguinte estrutura: no capítulo 1 apresentamos o contexto regulamentar que abrange o presente objeto de pesquisa e a justificativa para seu estudo, no capítulo 2 apresentamos uma revisão bibliográfica sobre a evolução dos estudos de risco operacional, demonstrando a importância do seu gerenciamento e as premissas e importância da construção de uma base histórica de dados de perdas, seu conteúdo e outras abordagens adotadas por outro segmento da indústria de serviços para o mesmo tema; no capítulo 3 apresentamos os dados utilizados na pesquisa, trazendo as abordagens adotadas para as análises dos eventos de perda operacional e a demonstração das metodologias mais comumente utilizadas para mensuração do risco; no capítulo 4 demonstramos os métodos e técnicas de pesquisa adotados no presente trabalho, as opções adotadas para estudo dos dados disponibilizados, e por fim, no capítulo 5 os resultados obtidos das simulações realizadas a partir das metodologias e abordagens selecionadas.

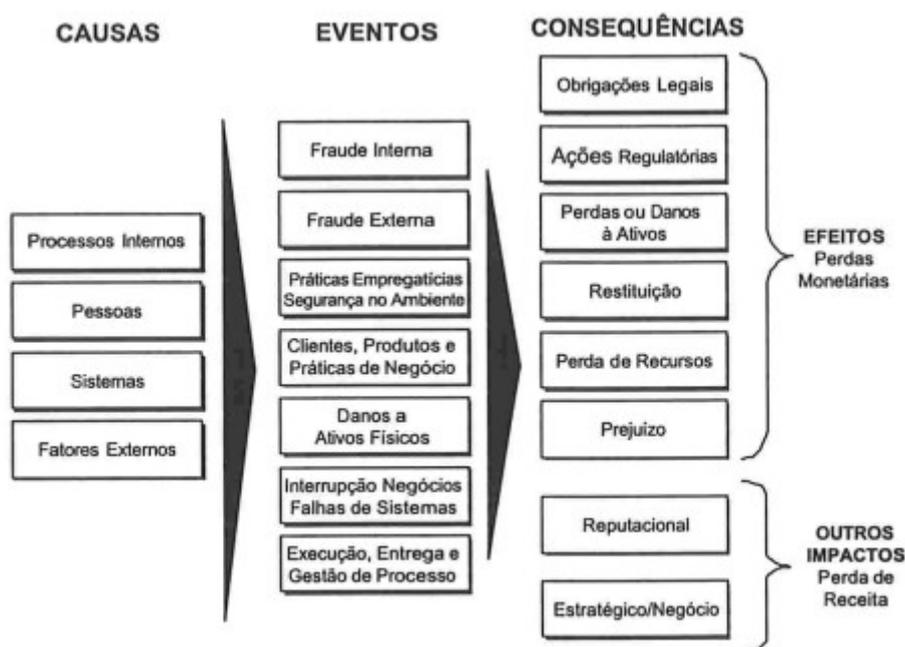
2 Construção da Base de Dados

2.1 Revisão de Literatura

A Resolução n.º 4.557 adotou a definição de risco operacional do *The Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS) - Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, que o identifica como a possibilidade da ocorrência de perdas resultantes de eventos externos ou de falha, deficiência ou inadequação de processos internos, pessoas ou sistemas.

A figura 1.1 sumariza a estrutura do risco operacional:

Figura 2.1 – Estrutura do Risco Operacional



Estrutura de Risco Operacional

Fonte: (GUIMARÃES; STERN, 2003)

O risco operacional tem recebido crescente importância decorrente de eventos ainda recentes propícios à materialização de eventos de perda, tais como o crescimento do comércio eletrônico, fusões e consolidações, a automatização de tecnologias, uso crescente de acordos de terceirização e a crescente complexidade de ativos financeiros e os procedimentos de negociação. Por isso o BCBS, já em 1999, se pronunciou entendendo o risco operacional como suficientemente importante para que os bancos dediquem recursos necessários para sua quantificação.

Algumas características intrínsecas do risco operacional implicam nas formas de quantificação (SHAH, 2003):

- i. Riscos Operacionais são endógenos: variam substancialmente com as operações da empresa, por isso necessitam de dados internos representativos do ambiente atual;
- ii. Riscos Operacionais são geridos por mudanças nos processos, tecnologias, pessoas, organização e cultura, não pelo mercado, por isso é necessário modelar o risco como função de decisões operacionais dos fatores geradores das perdas.

A perda operacional, que é o resultado da exposição ao risco, é entendida como o valor quantificável resultante da materialização do evento de risco operacional. MOOSA (2007) classifica as perdas operacionais com base em três critérios alternativos: as causas da falha operacional, o resultado dos eventos de perda e as formas legais e contábeis das consequentes perdas. Em qualquer episódio de perdas operacionais deve-se distinguir entre as três dimensões do episódio: a causa, o evento e o efeito (consequência). Por exemplo, a fraude externa (o evento) é causada por pessoas (a causa) e resulta em uma responsabilidade legal (o efeito).

Em contrapartida, PECCIA (2003) entende que a classificação baseada em causas está sujeita a erros e incompreensões, e que um esquema mais adequado é a classificação das perdas pela área de impacto nos resultados, pois o objetivo final é explicar a volatilidade dos lucros decorrentes do impacto direto das perdas nos resultados financeiros. O problema é que as causas e efeitos dos eventos de perdas operacionais são muitas vezes confusos.

Em estudo que analisou eventos de perdas operacionais nos oito maiores bancos australianos MOOSA e SILVAPULLE (2012) demonstraram que as perdas operacionais têm efeito negativo significativo sobre os valores de mercado das instituições que sofrem essas perdas. A queda no valor de mercado de um banco que anuncia um evento de perda operacional é predominantemente maior do que o valor da perda anunciada. Os resultados obtidos demonstraram a dificuldade de modelagem das perdas operacionais em termos de indicadores financeiros, uma vez que os eventos de perda operacional são tão aleatórios que não possuem relações sistemáticas com indicadores financeiros ou fatores macroeconômicos. Destacaram, por fim, que o mais importante talvez seja a qualidade dos controles internos, o risco operacional do negócio, o tipo de negócio e a competência gerencial.

Tipos de risco operacional como risco humano e risco de sistema constituem a causa (não o resultado) do risco, pois este é a consequência monetária. No entanto, classificar

eventos de perda por causa em vez de consequência torna mais fácil distinguir eventos de perda operacional de eventos de perda de risco de mercado e de risco de crédito.

A definição de risco operacional dada pelo Comitê de Basileia foi formulada para incluir todos os elementos do risco, mas a redação também pode ser interpretada de forma muito ampla para incluir certos eventos não operacionais, como muitos eventos de risco de negócios relacionados a outros tipos de risco, que podem ser tecnicamente incluídos nos termos "falhas, deficiências ou inadequação de processos internos, pessoas e sistemas".

De KOKER (2006) identifica duas características do risco operacional que o distinguem do risco de crédito (e risco de mercado). A primeira é que não existe um equivalente simples no caso do risco operacional ao conceito de exposição ao risco, no sentido de que o risco operacional não está intimamente relacionado a nenhum indicador financeiro. A segunda é que a distribuição do risco operacional é mais *fat-tail* do que a do risco de crédito.

Algumas características distinguem o risco operacional de outros riscos como o de crédito e o de mercado, por exemplo, relacionada ao seu gerenciamento, uma vez que aquele depende mais fortemente da cultura do negócio, conforme destaca RAO e DEV (2006) e que é mais endógeno que os outros riscos citados, o que significa que oportunidades de mitigação do risco são frequentemente maiores no caso do risco operacional, de acordo com o que observou KAISER e KÖHNE 2006.

Algumas percepções ainda controversas sugerem que o risco operacional é "unilateral" no sentido de que é um subproduto indesejado das operações diárias de negócios, o que implica que o trade off risco-retorno associado ao risco de mercado não tem equivalência no caso de operações operacionais, como ressalta ALEXANDER (2003) que distingue entre risco operacional, por um lado, e risco de mercado e risco de crédito, por outro, sugerindo que o risco operacional está principalmente no lado do custo, enquanto o lado da receita está associado ao risco de mercado e/ou risco de crédito.

A partir do primeiro Acordo de Capital de Basileia, instituído em 1988, foram estabelecidas exigências mínimas de capital para cobertura do risco de crédito, que posteriormente, em 1996, incorporou a exigência também para o risco de mercado com a possibilidade das instituições financeiras utilizarem modelos internos de cálculo de alocação de capital.

Em 2004 o Acordo foi revisado e foi divulgado o Acordo de Basileia II, visando a eficiência da gestão de riscos pelas instituições, com mais solidez e segurança para o sistema bancário internacional. Esse acordo foi estruturado em três pilares:

I - Requerimento de Capital;

II - Supervisão Bancária e

III - Transparência e Disciplina de Mercado.

Para melhor entendimento a figura 1.2 sintetiza o Acordo de Basileia II:

Figura 2.2 – Acordo de Basileia II



Fonte: (SANTOS et al., 2009)

No Pilar I foi incorporada a importância de alocação de capital também para o risco operacional, para reserva de capital como forma de salvaguarda a situações adversas.

Os Pilares II e III reforçam o papel do órgão supervisor na autonomia para validação da estrutura de gerenciamento de riscos, além do papel das instituições na contribuição de boas práticas para o fortalecimento de um sistema financeiro sólido.

Dentre as abordagens previstas no Acordo de Basileia II para a alocação de capital para o risco operacional, a abordagem avançada (AMA) é baseada em modelos internos fundamentados nas perdas geradas pelo risco, que segrega perdas por linhas de negócio, classifica e segrega os eventos de perda. Alguns requisitos mínimos foram estabelecidos para a abordagem AMA:

- i. dados de perdas operacionais, pré-requisito essencial para o desenvolvimento e o funcionamento de um sistema confiável de mensuração de risco operacional;

- ii. dados de perdas externas; deve ser utilizado principalmente quando há razões para acreditar que a instituição está exposta a perdas infrequentes, porém potencialmente severas;
- iii. análise de cenários, utilizada para avaliar a exposição da instituição a eventos de alta severidade, além de adicionar uma visão de futuro que não é dada pelos elementos dados internos e dados externos de perdas;
- iv. fatores chave do ambiente de negócios e controles internos, que deve refletir a mudança do perfil de risco operacional, permitindo uma visão prospectiva ao passo que reconhece melhorias e deteriorações do perfil de risco de forma mais imediata.

O Comitê de Basileia sugeriu metodologias para construção da distribuição agregada de perdas a partir dos dados de risco operacional: a IMA (*Internal Measurement Approach*) e a LDA (*Loss Distribution Approach*).

O Comitê de Basileia assim apresenta o LDA:

"Under the Loss Distribution Approach, the bank estimates, for each business line/risk type cell, the probability distribution functions of the single event impact and the event frequency for the next (one) year using its internal data, and computes the probability distribution function of the cumulative operational loss."

Utilizaremos a LDA por sua objetividade, uma vez que não necessita da interpretação gerencial dos indicadores de risco, dependendo obrigatoriamente do histórico de perdas observadas para previsão da distribuição das perdas futuras.

A abordagem LDA adota simulação de Monte Carlo para gerar, a partir da distribuição de frequência e severidade de dados, observações possíveis para a distribuição agregada de perdas e assim obter subsídios para entender a correlação de eventos de risco operacional com o risco de crédito.

Com esse objetivo, os dados de perda servirão de alicerce para a construção de distribuições empíricas e paramétricas nas funções de probabilidade mais adequadas para as características dos dados de perda operacional.

Conforme destaca DE JONGH et al. (2013) uma base de dados de perdas não precisa ser tão abrangente e detalhada quanto a própria base de dados de perdas operacionais, que exige maior quantidade e melhor qualidade de dados.

Destaca ainda que a mensuração e gerenciamento de risco operacional devem abraçar um amplo grupo de fontes para que seja possível detalhar as fraquezas corporativas internas,

identificar as perdas e classificá-las de forma clara, definir procedimentos de recuperação e identificar mais precisamente as datas de início e fim do evento de perda.

A maioria das perdas operacionais identificadas são frequentes e relativamente pequenas, contudo, a preocupação real dos reguladores repousa nas menos frequentes, de baixa probabilidade, mas de alto impacto, como por exemplo, o ataque terrorista de 11 de setembro de 2001, nos Estados Unidos. Conhecidos como *black swan*, que são eventos raros cujo impacto no mercado financeiro pode levar a perdas extremamente altas, dando ênfase à determinação do cálculo de capital econômico, retido para proteção contra perdas inesperadas.

CHERNOBAI et. al. (2011) demonstraram que embora a definição oficial de risco operacional englobe eventos aparentemente não relacionados, como aqueles causados por fraude, práticas comerciais impróprias, falhas de tecnologia, discriminação no ambiente de trabalho e erros de execução de processos e atividades, um ponto comum é que todos esses eventos podem ser mitigados por uma melhoria do controle interno e supervisão da gestão.

KO et. al (2019) notaram que o risco de crédito está positivamente associado a incidentes de risco operacional, isto é, quanto maiores os incidentes de risco operacional, maior risco de crédito. Então, quando o risco de crédito aumenta devido ao maior efeito financeiro de incidentes de risco operacional, haverá um impacto negativo no desempenho da empresa.

A importância do gerenciamento de riscos foi reforçada por CHEN et. al. (2022) ao destacarem que a habilidade no gerenciamento de riscos afeta significativamente as decisões operacionais das empresas, especialmente quando se enfrentam rápidas mudanças econômicas e ambientais, além do avanço da tecnologia.

Continua, reforçando que as empresas precisam gerenciar bem o risco financeiro para manter as decisões operacionais corretas. Lembra que em muitos setores, os tomadores de decisão precisam adotar ações estratégicas operacionais com provisão total apropriada de risco para proteger novamente o risco em toda a cadeia de suprimentos. Portanto, a gestão do risco financeiro e a gestão do risco operacional são intimamente relacionados entre si.

Como exemplo, cita que quando a interrupção do fornecimento ocorre devido a alguns desastres, como terremotos ou inundações, as empresas precisam usar suas provisões para se proteger contra o dano causado. Então, quando a demanda do mercado diminui repentinamente devido a algumas razões imprevistas, como uma epidemia de gripe, as empresas também precisam de provisão suficiente para enfrentar a crise. Por outro lado, muita provisão economizada afetará a eficiência do investimento das empresas, o que, por sua vez, afetará significativamente o desempenho.

Portanto, como calcular o valor certo da provisão total para os riscos é essencial para a gestão do risco operacional em toda a cadeia de suprimentos. Como a provisão total tem uma relação inerente com o risco da carteira de crédito, a estimativa do risco da carteira de crédito é fundamental para calcular o valor certo da provisão total para os riscos em toda a cadeia de suprimentos. Assim, conclui alertando que uma compreensão abrangente e sólida do risco da carteira de crédito é um pré-requisito para uma gestão eficaz do risco operacional.

Por essas razões os reguladores partem da ideia de implementação de regulamentações que exijam prioridade das empresas na redução de probabilidades, acima de medidas de redução das consequências dos eventos de perda, exigindo que as empresas priorizem medidas de redução de probabilidades acima das medidas de redução de consequências.

2.2 Conteúdo da Base de Dados

A Circular Bacen nº 3.979 definiu diretrizes para constituição da base de dados de perdas operacionais, que deve refletir o perfil de risco e as práticas de gerenciamento de riscos da instituição, incluir todos os eventos de risco operacional, além de estabelecer a abrangência, consistência, integridade e confiabilidade dos processos de identificação, de coleta e de tratamento das informações constantes da base de dados.

O escopo de análise do presente trabalho está fundamentado nas disposições do art. 5.º, inciso IX, alínea a, da Circular nº 3979, que prevê a identificação, quando aplicável, das perdas operacionais ligadas ao risco de crédito.

Algumas perdas são claramente resultado do risco operacional. Para outras, é menos claro se devem ser classificadas como risco operacional ou de crédito, de mercado ou risco estratégico, por exemplo. Em outros casos, ainda, pode ser apropriado alocar uma perda individual parcialmente ao risco operacional e parcialmente ao crédito ou alguma outra categoria de risco. Essas questões de classificação são amplamente descritas como questões de "limite".

A definição de risco operacional é amplamente formulada para incluir todos os elementos de um risco operacional, mas a redação também pode ser interpretada de forma muito ampla para incluir:

- certos eventos não operacionais, como muitos eventos de risco de negócios de outros tipos de risco que podem ser tecnicamente incluídos na especificação da definição do

risco de "falha ou inadequação de processos internos, pessoas";

- eventos que possuem aspectos de risco operacional, mas já estão incluídos nos regimes de capital de outros tipos de risco, especialmente risco de crédito e risco de mercado. O princípio, nesse aspecto, é evitar dupla contagem.

O Acordo de Basileia II além de aprimorar as recomendações do Acordo de Basileia I agregou princípios para uma avaliação mais precisa dos riscos incorridos por instituições financeiras internacionalmente ativas.

Por meio das discussões e recomendações formuladas pelo BCBS, que visam a harmonização da regulação prudencial adotadas pelos seus membros, o Bacen, como membro do Comitê da Basileia desde 2009, busca assegurar a convergência da regulação financeira brasileira com as recomendações do Comitê de Basileia, considerando as condições estruturais da economia brasileira.

Nesse aspecto, diante de incertezas e outras possibilidades de definição das perdas dentro do escopo do risco operacional e as disposições da Circular nº 3.979, percebe-se que até o Acordo de Basileia II deixou mais espaço para interpretação em relação ao limite de risco operacional e risco de crédito, conforme diretriz do *Bank for International Settlements - BIS (2006)*:

“As perdas de risco operacional relacionadas ao risco de crédito e historicamente incluídas nas bases de dados de risco de crédito dos bancos (por exemplo, falhas na gestão de garantias) continuarão a ser tratadas como risco de crédito para fins de cálculo do capital regulatório mínimo nesta estrutura. Portanto, tais perdas não estarão sujeitas ao encargo de capital de risco operacional. . . .”

Diferentemente, para as perdas relacionadas ao risco operacional e risco de mercado não restaram dúvidas quanto ao tratamento para o BIS (2006):

“As perdas de risco operacional relacionadas ao risco de mercado são tratadas como risco operacional para fins de cálculo do capital regulatório mínimo nesta estrutura e, portanto, estarão sujeitas ao encargo de capital de risco operacional.”

Então, Basileia II é particularmente omissa quanto ao tratamento de perdas de risco operacional que estão relacionadas ao risco de crédito. Os bancos e os supervisores têm um trabalho considerável sobre essas questões de definição. Na prática, no entanto, os limites entre os diferentes tipos de risco geralmente não são claros nem amplamente compartilhados nas comunidades bancárias ou de supervisão.

Os bancos empregam uma variedade de práticas para distinguir o risco operacional do risco de crédito e de mercado como, por exemplo, árvores de decisão. Alguns bancos usam limites mais altos de cobrança de perdas como forma de diminuir o número de casos que precisam ser avaliados.

2.3 Outras abordagens

A indústria de seguros também adota parâmetros para constituição de uma base de dados de risco operacional, identificada como Base de Dados de Perdas Operacionais (BDPO).

A BDPO foi regulamentada no Brasil pela Superintendência de Seguros Privados - SUSEP(2014), órgão responsável pelo controle e fiscalização dos mercados de seguro, previdência privada aberta, capitalização e resseguro. A SUSEP é uma autarquia vinculada ao Ministério da Economia, criada pelo Decreto-lei nº 73, de 21 de novembro de 1966.

Por meio da Circular SUSEP nº 517/2015 foi constituída a BDPO, entendida como um banco de dados consituído pela supervisionada para armazenamento de informações relativas às suas perdas operacionais.

Em 2014 a SUSEP elaborou o documento 'Padrões para o Reporte de Perdas Operacionais (BDPO)', em que esclarece conceitos sobre itens correlatos a BDPO e presta orientações detalhadas para o preenchimento.

O documento também aborda a discussão sobre a fronteira entre risco operacional e risco de crédito alertando que um evento de risco de crédito pode ocorrer simultaneamente a um evento de risco operacional, gerando perdas cujo valor total é composto por uma parcela de risco de crédito e outra de risco operacional. Ressalta, contudo, que havendo limitações procedimentais ou técnicas que impeçam essa segregação, ou quando os ganhos advindos da aplicação precisa dos conceitos apresentados no documento não compensarem os custos de tal tarefa, o evento somente seria registrado no BDPO caso a parcela da perda relativa ao risco operacional seja considerada material se comparada à parcela relacionada ao risco de crédito.

Por não serem tão frequentes potenciais conflitos entre o risco operacional e o risco de crédito no mercado segurador, e que a definição de critérios unificados para tratá-los, além de complexa, poderia trazer custos excessivos para as companhias supervisionadas associadas, a SUSEP optou por não estabelecer procedimentos para adordar a questão, reconhecendo que a forma de tratar a fronteira entre os riscos de crédito e operacional

poderia divergir, o que entende como aceitável naquele atual estágio de desenvolvimento do gerenciamento de riscos no mercado de seguros.

Posteriormente, em 2016, *The Operational Riskdata eXchange Association* (ORX), consórcio de risco operacional de serviços financeiros composto por 90 membros de 23 países, e a KPMG, uma rede global de empresas de serviços profissionais que prestam atendimento em atividades de auditoria, tributos e consultoria, publicaram uma pesquisa (2016) direcionada ao mercado de seguros que se propôs a estabelecer práticas do setor para a identificação e gerenciamento de eventos de risco situados na fronteira entre risco operacional e risco de seguro, cujo objetivo é identificar práticas convergentes e usá-las como base para discussões sobre os futuros padrões do setor de seguros.

O benefício mais importante pretendido por ambas as abordagens é fornecer meios para melhor gerenciar o risco, além do limite de categorias de risco que suscitam dúvidas na identificação precisa, e também ajudar a evitar super ou subestimação dos componentes operacionais e de seguros dos modelos de capital de risco.

Os participantes da pesquisa concordaram que a tentativa de definir um evento limite entre o risco operacional e o risco de seguro seria melhor atendida por especialistas do setor, sem que houvesse, entretanto, uma imposição de cima para baixo de uma definição teórica. Por isso, foram propostas ferramentas práticas para apoiar as empresas no gerenciamento dos eventos de fronteira, dentre as quais, primeiramente, a definição geral de evento limite de risco operacional e risco de seguro, no caso particular, mas que pode se estender para a fronteira entre o risco operacional e o risco de crédito:

“Um evento de limite de risco operacional é um evento de risco operacional que desencadeia uma consequência (por exemplo, perda financeira) em outra categoria de risco.”

A pesquisa revelou que assim como na indústria bancária, no mercado de seguros a prática atual para definição de eventos de fronteira ainda não está madura, demonstrando a necessidade de promover a consistência de práticas de gerenciamento dentro das empresas, dentre as quais foram destacadas a incorporação de uma árvore de decisão, estudos de caso detalhados e exemplos que expliquem quando um evento é um evento de limite e por quê.

As conclusões da pesquisa demonstraram:

- i. categorizar eventos operacionais em categorias de risco não é simples e, no mínimo, requer um conjunto de categorias de risco bem compreendidas e definições de limites;

- ii. havia demanda por orientação prática, por exemplo, na forma de estudos de caso detalhados e uma árvore de decisão que as seguradoras poderiam aplicar para auxiliar na identificação e categorização consistente dos eventos de limite, que requer descrições completas de eventos;
- iii. pode ser irrealista esperar que a linha de frente, ou agentes da 1.^a Linha de Defesa¹ categorize os eventos de limite, mas, no entanto, os exemplos são uma boa maneira de ajudar a explicar o que é ou não um evento de risco de fronteira;
- iv. as informações sobre as causas subjacentes e os impactos dos eventos de fronteira podem permitir que a administração compreenda melhor os eventos de perda operacional e, assim, os ajude a tomar medidas que reduzam as perdas evitáveis e, portanto, os requisitos de capital.
- v. compreender melhor os eventos de risco deve levar a uma melhor ação de gestão corretiva.

Como se observa a identificação da fronteira do risco operacional com o risco de crédito e outros riscos não é uma preocupação exclusiva do setor bancário, uma vez que a indústria de seguros também enfrenta o mesmo dilema. Entretanto, na presente pesquisa propomos abordagens mais precisas como métrica para o risco operacional que podem auxiliar, ao final, na identificação de eventos de riscos inter-relacionados, como por exemplo o risco operacional e o risco de crédito.

¹ Linhas de Defesa: modelo de gerenciamento de riscos baseado em três Linhas de Defesa, desenvolvido na Europa pelo Instituto dos Auditores Internos (ECIIA) em conjunto com a Federação Europeia de Gestão de Riscos (FERMA). Surgiu em 2011, como uma proposta de boa prática de governança para o gerenciamento de riscos. De acordo com o Documento Internacional emitido pela IIA, “As Três Linhas de Defesa no Gerenciamento Eficaz de Riscos e Controles” (2013), o controle da gerência é a primeira linha de defesa no gerenciamento de riscos, as diversas funções de controle de riscos e supervisão de conformidade estabelecidas pela gerência são a segunda linha de defesa e a avaliação independente, ou seja, a auditoria, é a terceira linha de defesa.

3 Dados

Em decorrência do Acordo de Basileia II, o *Operational Risk Subgroup (AIGOR) of the Basel Committee Accord Implementation Group* - Subgrupo de Risco Operacional do Grupo de Implementação de Acordos do Comitê da Basileia, estabeleceu várias abordagens para calcular o encargo de risco operacional.

Como cita GALLOPPO (2011), a mais sofisticada, identificada como *Advanced Measurement Approaches (AMA)*, permite aos bancos utilizar dados de perdas internas, complementados com outros elementos, como a experiência de outros bancos, análise de cenários e fatores que refletem o ambiente de negócios e a qualidade dos controles internos do banco, como base para estimar seus requisitos de capital de risco operacional.

O capital regulamentar total necessário é a soma do *Value-at-Risk (VaR)* de cada uma das distribuições agregadas de perda das linhas de negócio.

O VaR significa a perda operacional máxima que é esperada, em um horizonte de tempo definido, com determinado grau de confiança.

O capital de risco operacional total de uma instituição financeira é a soma do capital de risco operacional calculado para cada linha de negócio, por isso a importância de se usar dados externos, pois nem sempre todas as linhas de negócio terão dados suficientes para permitir uma estimativa precisa do perfil de risco operacional de instituição.

Além de modelos internos de medição de risco os bancos contam com autoavaliação por meio de análise de cenário para calcular o capital regulatório que cobre sua exposição total ao risco operacional durante um período de um ano a 99,9% nível de confiança estatística.

Embora a aplicação da AMA seja, em princípio, aberta a qualquer modelo proprietário, a metodologia mais popular é a *Loss Distribution Approach* - Abordagem de Distribuição de Perdas (LDA), baseada em uma distribuição anual do número e do valor total das perdas de eventos de risco operacional.

Nessa abordagem a severidade e a frequência das perdas são modeladas separadamente para, em seguida, combinar seus resultados por meio de simulações estatísticas para formar uma distribuição de perda agregada.

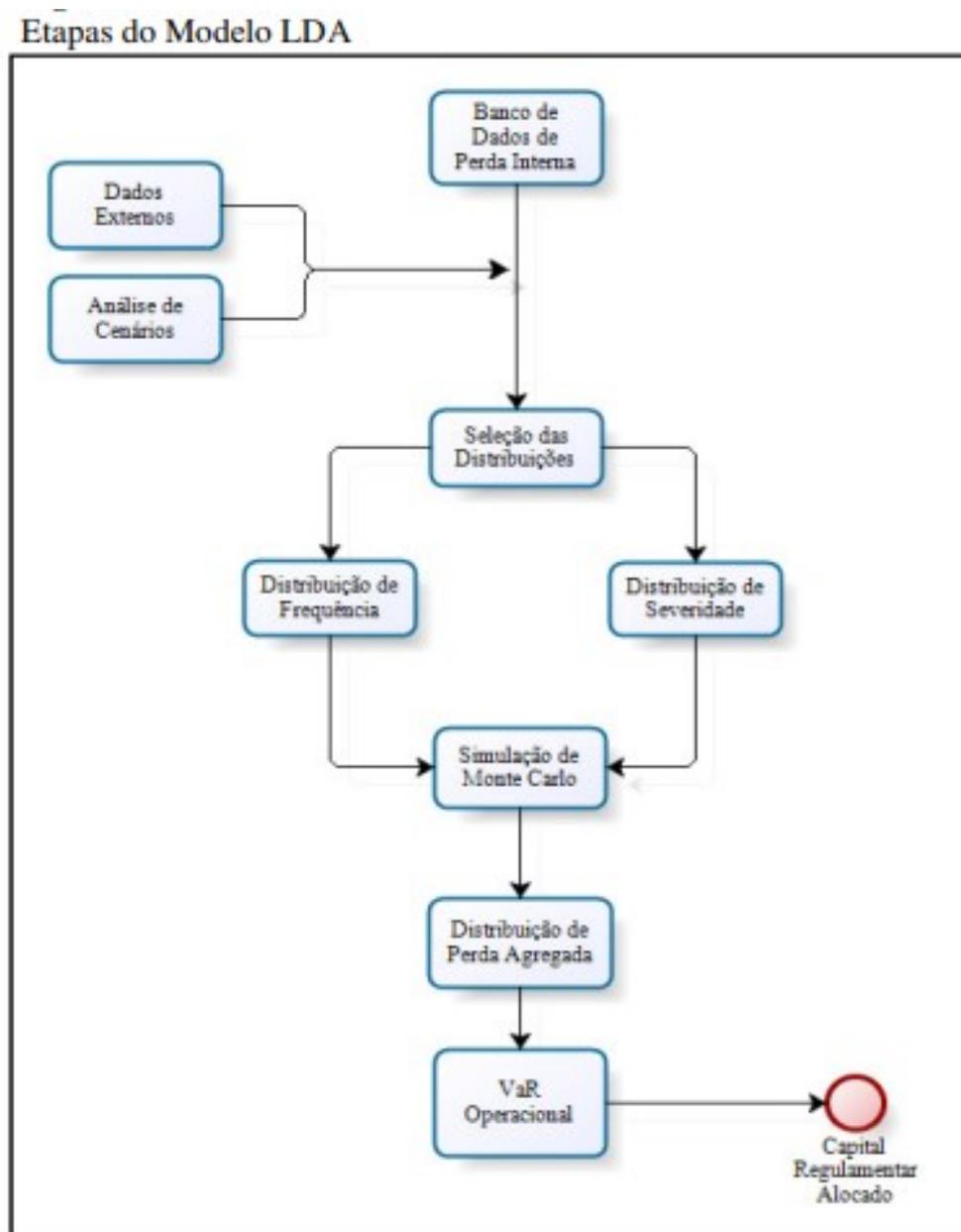
Por utilizar dados internos para calibragem do processo, o LDA é mais sensível ao real risco da instituição e, portanto, ao seu gerenciamento, uma vez que permite a distribuição de severidade (valor da perda) e de frequência (número de eventos) para cada linha de negócio

e evento de perda. No entanto, o Comitê de Basileia permite a conjunção dos dados internos com dados externos, o que possibilita a criação de modelos mais robustos de previsão para as distribuições de severidade e de frequência.

De acordo com a LDA, o banco estima para cada linha de negócios/célula de tipo de risco, as funções de distribuição de probabilidade da severidade do evento e a frequência para o próximo (um) ano e calcula a função de distribuição de probabilidade da perda operacional acumulada. Seguindo a metodologia usual de LDA, a perda agregada é naturalmente definida como uma soma aleatória das perdas individuais.

A figura 3.1 demonstra as etapas da metodologia LDA:

Figura 3.1 – Etapas do Modelo LDA



Derivada da modelagem estatística utilizada pela indústria de seguros, uma vez que envolve as mesmas técnicas utilizadas no mercado de seguros para precificação, a utilização do LDA para mensuração do risco operacional em instituições financeiras é possível, pois as perdas decorrentes do risco operacional têm características comuns com as perdas da indústria de seguros.

O LDA oferece flexibilidade para os bancos por permitir estimar toda distribuição de perda ou um quantil, ao passo que é um método mais rigoroso com maior potencial de acurácia do que os outros.

Depende obrigatoriamente do histórico de perdas observadas para previsão da distribuição das perdas futuras e permite fazer previsões, análise de cenários, testes de estresse e análises de custo-benefício.

No presente estudo, contudo, serão utilizados apenas dados internos da instituição objeto de análise, uma vez que a mesma ainda não considera o uso de dados externos na constituição de sua base.

As premissas iniciais para a metodologia LDA, segundo FOUNTNOUELLE et. al (2006) são: estimação de severidade, estimação de frequência e cálculo do capital por meio da distribuição agregada de perdas obtida a partir das distribuições de frequência e severidade utilizando simulação de Monte Carlo ou técnica equivalente.

De acordo com CRUZ et. al (2015), a metodologia LDA é baseada na modelagem anual da frequência N e da severidade X_1, X_2, \dots, X_n dos eventos de risco operacional de cada célula da matriz de risco de perdas, classificadas pelas linhas de negócios e pelos tipos de eventos de risco operacional. A perda anual para cada evento de risco é calculada por meio da agregação das severidades para o horizonte de um ano $Z(j)$ e a perda total em determinado ano é obtida pela soma de todas as células da matriz de risco (Z).

$$Z(j) = X_1(j) + X_2(j) + \dots + X_N(j) \quad (3.1)$$

$$Z = \sum Z(j) \quad (3.2)$$

sendo N o número de eventos de perdas, X o valor da perda por evento e j cada célula de perdas classificadas por linha de negócio e tipo de evento de risco operacional.

A modelagem da severidade é similar à modelagem da frequência, apesar desse último caso prever distribuições contínuas, mas ambas dependem de um grupo de distribuições paramétricas que tendem a melhor representar o fenômeno de ocorrência de perdas.

Para a distribuição de frequência os dados podem ser definidos por uma variável aleatória discreta e positiva N , que represente o número de vezes que determinado evento de perda ocorre em um determinado período de tempo.

De acordo com MOSCADELLI (2004), dentre as distribuições mais utilizadas para modelar frequência de dados de perdas, as mais recomendadas são Distribuição de Poisson e Distribuição Binomial Negativa. FRACHOT (2004) reforça essa percepção ao afirmar que a Distribuição de Poisson é a que mais se adapta aos dados de frequência de perdas, pois tem muitas características atraentes como:

“[...] ampla utilização na indústria de seguros para problemas de modelagem semelhantes aos riscos operacionais; precisa apenas de um parâmetro (λ) para ser totalmente descrita e o valor deste parâmetro é simplesmente o número médio empírico de eventos de perda por ano.”

Dentre as distribuições mais utilizadas para modelar a severidade serão utilizadas na presente análise Lognormal, Weibull e Gamma. SHEVCHENKO (2010) ressalta que a distribuição mais popular é a Lognormal, percepção reforçada por MOSCADELLI (2004).

3.1 Distribuição de Frequência

A distribuição de frequência permite identificar a distribuição de probabilidade de uma variável aleatória que melhor se ajuste aos dados de frequência da base de dados de perdas operacionais.

A frequência é o número de eventos de perdas operacionais que ocorrem em um determinado período.

A variável aleatória da frequência possui uma distribuição de contagem, que é uma distribuição discreta com probabilidade somente nos inteiros não-negativos.

Esta distribuição descreve o número de eventos de perda em um determinado período.

Portanto, baseada na frequência dos eventos de perdas em intervalos de tempo de igual período, estimam-se os parâmetros de uma distribuição de contagem.

3.1.1 Distribuição de Poisson

Caracterizada como um processo estocástico discreto, que modela o número de ocorrência de um evento de interesse em um determinado intervalo de tempo, a Distribuição Poisson é muito utilizada na modelagem de contagem de dados.

Uma característica interessante da distribuição de Poisson é que os estimadores de máxima verossimilhança são idênticos aos estimadores de momentos, além disso o estimador é normalmente distribuído com a média e variância.

Segundo JOHNSON e KOTZ (1969) uma variável aleatória X tem distribuição Poisson com parâmetro λ , ($\lambda > 0$) se sua função de probabilidade for da forma:

$$P(X = x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}, x = 0, 1, 2, \dots \quad (3.3)$$

Segundo o método de Máxima Verossimilhança (SCHWARZ, 1978), considere que X_1, X_2, \dots, X_n é uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição Poisson. O logaritmo da função de verossimilhança é dado por:

$$l(\lambda|X) = -n\lambda + \log \lambda \sum_{i=1}^n x_i - \sum_{i=1}^n \log x_i! \quad (3.4)$$

em que $\lambda > 0$ é o parâmetro a ser estimado.

O estimador de máxima verossimilhança é obtido maximizando (3.4) com respeito a λ , que resulta em

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (3.5)$$

3.1.2 Distribuição Binomial Negativa

A distribuição Binomial Negativa possui dois parâmetros e também é muito utilizada na modelagem de dados de contagem. Sua função de probabilidades pode ser dada por:

$$P[X = x] = \frac{\Gamma(x+r)}{\Gamma(r)x!} p^r (1-p)^x, x = 0, 1, 2, \dots \quad (3.6)$$

com $r > 0$ e $0 < p < 1$, em que $\Gamma(a) = \int_a^\infty u^{a-1} e^{-u} du$ é a função Gama.

O logaritmo da função de verossimilhança de modelo Binomial Negativo é dado por

$$l(r, p|X) = \sum_{i=1}^n \log \Gamma(x_i + r) - \sum_{i=1}^n \log x_i! - n \log \Gamma(r) + nr \log(p) + \log(1-p) \sum_{i=1}^n x_i, \quad (3.7)$$

em que x_i é a i -ésima observação da amostra, $i = 1, 2, \dots, n$ e $r > 0$ e $0 < p < 1$ são os parâmetros a serem estimados.

Os estimadores de máxima verossimilhança são obtidos otimizando (3.7) com respeito a r e p ; não podem ser obtidos analiticamente.

Quando a taxa de eventos de perda for linearmente crescente ao longo do tempo, a distribuição de frequência deve ser Binomial Negativa, conforme destaca KLUGMAN et. al. (2012).

Apesar de ser uma alternativa de dois parâmetros, então com maior flexibilidade, que permite diferenças na média e na variância da frequência, geralmente para a distribuição binomial negativa não há dados suficientes para estimá-la, conforme destaca DUTTA e PERRY (2006), por isso a distribuição de Poisson é mais recomendada.

Não é o caso para a presente pesquisa, pois a base de dados disponibilizada oferece dados suficientes para a estimação.

3.2 Distribuição de Severidade

Os dados da severidade representam o montante de perdas em valor monetário ocorridos na instituição. Tais dados não tem relação com o tempo e podem ser definidos a partir de uma variável aleatória contínua, positiva definida, com característica assimétrica na causa da distribuição.

Para cada unidade de risco a severidade é uma variável aleatória, assim como a quantidade de perdas nesta unidade de risco (frequência), sendo suas distribuições de probabilidade um ano à frente estimadas pelos modelos internos de cada banco.

3.2.1 Distribuição Weibull

A distribuição de Weibull (1951) é usualmente utilizada para modelar o tempo até a ocorrência de um evento de interesse. Contudo, por não possuir suporte positivo essa distribuição também pode modelar outros tipos de dados com valores positivos. A função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \alpha \lambda^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^\alpha}, x > 0. \quad (3.8)$$

O logaritmo da função de verossimilhança do modelo Weibull é dado por:

$$l(\alpha, \lambda | X) = n \log(\alpha) + n\alpha \log(\lambda) + (\alpha - 1) \sum_{i=1}^n \log x_i - \lambda^{-\alpha} \sum_{i=1}^n x_i^\alpha, \quad (3.9)$$

Os estimadores de máxima verossimilhança são obtidos maximizando (3.9) com respeito a α e λ , que não podem ser obtidos analiticamente.

3.2.2 Distribuição Log-normal

Uma variável aleatória X tem distribuição log-normal se $Y = \log(x)$ tem uma distribuição Normal. A função densidade de probabilidade do modelo log-normal é definida por:

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\left(\frac{\log x - \mu}{2\sigma^2}\right)^2\right], x > 0 \quad (3.10)$$

O logaritmo da função de verossimilhança do modelo log-normal é dado por:

$$l(\mu, \sigma^2 | X) = -\sum_{i=1}^n \log x_i - n \log \sigma - \frac{n}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \mu)^2, \quad (3.11)$$

em que x_i é a i -ésima observação da amostra, $i = 1, 2, \dots, n$ e $-\infty < \mu < \infty$ e $\sigma > 0$ são os parâmetros a serem estimados.

O estimador da máxima verossimilhança é obtido maximizando (3.11) com respeito a μ e σ , que resulta em

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log x_i \quad (3.12)$$

e

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \hat{\mu})^2 \quad (3.13)$$

3.2.3 Distribuição Gama

A Distribuição Gama, além de ser uma distribuição simples, é também uma distribuição bastante flexível, pois tem um parâmetro de ajuste da curva, possibilitando um melhor ajuste dos dados.

Seja $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ o vetor de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas por uma Gama temo:

$$f_{X_i}(x, \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x}, \quad (3.14)$$

onde

$$x \geq 0, \alpha > 0, \beta > 0 \quad (3.15)$$

onde

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty u^{\alpha-1} e^{-u} du \quad (3.16)$$

A Distribuição Gama é uma distribuição de dois parâmetros. Uma constante escalar β e um parâmetro de forma α :

Se $\alpha < 1$, a função de densidade de probabilidade tem um comportamento assintótico no ponto $x = 0$, decrescendo no limite inferior.

Se $\alpha = 1$, a função de densidade de probabilidade se torna exponencial a uma taxa constante;

Se $\alpha > 1$, a função de densidade de probabilidade é nula no ponto $x = 0$, cresce até uma moda e decrece novamente quando x tende ao infinito.

4 Métodos e Técnicas de Pesquisa

Em relação à natureza da pesquisa o presente trabalho faz uso da abordagem quantitativa, pois o objetivo é testar um modelo, verificar sua teoria e mensurar os dados coletados por meio de técnicas estatísticas.

Quanto aos objetivos essa pesquisa tem natureza descritiva, pois seu propósito é descrever características de determinada experiência, além de tratar de um assunto conhecido, por isso a intenção é proporcionar um novo detalhamento sobre esta realidade.

Iniciamos as estimações de distribuição de frequência e de severidade de perdas a partir de uma base de dados internos de perdas operacionais disponibilizada por uma instituição financeira brasileira do Segmento S1.

A base não contém conjunção de informações de dados internos e dados externos.

A vantagem do LDA, como componente da abordagem avançada AMA, sobre outras metodologias sugeridas pelo Comitê de Basileia para cálculo de reserva de capital para proteção contra o risco operacional, é que este não requer imposições subjetivas para determinação de capital alocado.

Outra exigência para adoção da abordagem AMA é que para obtenção do valor do capital alocado para o risco operacional os bancos devem estar aptos a calcular o *VaR - Value at Risk*, mais comumente através do LDA.

As premissas da separação das perdas em um processo de frequência e um de severidade indicam que os componentes que regem estas distribuições são independentes, ou seja, o processo que determina a ocorrência das perdas independe do valor da perda e, por sua vez, o processo que determina o valor da perda independe da frequência dos eventos.

As figuras 4.1, 4.2 e 4.3 sintetizam as estruturas desses tipos de modelagem:

Figura 4.1 – Estrutura da Distribuição de Frequência



Fonte:([GUIMARÃES; STERN, 2003](#))

Figura 4.2 – Estrutura da Distribuição de Severidade



Fonte:([GUIMARÃES; STERN, 2003](#))

A partir da distribuição de perdas agregadas pode-se afirmar, por exemplo, que com 99,9% de probabilidade a perda não excederá um determinado valor em risco dentro de um determinado intervalo de confiança, isto é, a partir desta distribuição de perdas agregadas pode-se calcular o *VaR* de risco operacional.

Figura 4.3 – Distribuição de Perdas Agregadas

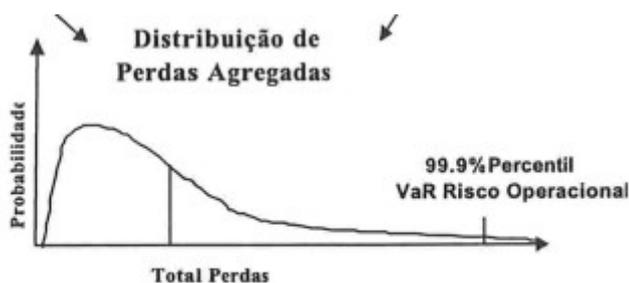


Figura - Método de Distribuição de Perdas

Fonte:([GUIMARÃES; STERN, 2003](#))

4.1 Coleta de Dados

A realização da simulação LDA teve início na análise e tratamento da base de dados disponibilizada, de modo que permitisse estimar distribuições de frequência e severidade das perdas.

A base de dados fornecida pelo banco objeto de estudo ainda está sendo estruturada para cumprimento das disposições da Circular Bacen nº 3.979, pois até a publicação desta regulamentação a instituição tinha bases segregadas, constituídas, principalmente, a partir de informações contábeis.

Por isso, a base disponibilizada contém informações dos últimos 2 anos até o mês de abril do ano corrente, quando a instituição iniciou as adequações para construção de sua base nos moldes do que determina a Circular nº 3979, publicada em janeiro de 2020.

Em razão da confidencialidade das informações, a base disponibilizada foi tratada e modificada de modo a não evidenciar informações sigilosas, principalmente quanto aos seus valores originais.

4.1.1 Análise dos Dados

A partir da base completa foi selecionada uma categoria específica de eventos de perda, com estreita relação com eventos de risco de crédito.

A amostra final contém 4.073 registros, com valores individuais, além dos registros de data, segregados periodicamente em meses, trimestres, semestres e anos.

A base contém um grande volume de eventos de baixo valor e uma quantidade pequena de eventos de alto valor.

Para análise dos dados foram realizadas combinações entre distribuição de frequência e severidade:

- i. Binomial Negativa (frequência) com Gama, Log-normal e Weibull (severidade);
- ii. Poisson (frequência) com Gama, Log-normal e Weibull (severidade) e
- iii. Binomial Negativa Reparametrizada (frequência) com Gama, Log-normal e Weibull (severidade).

Após terem sido geradas as distribuições de perdas agregadas com as distribuições acima, foram calculados o VaR e o *Expected Shortfall* (ESF), com o objetivo de determinar e poder comparar os resultados nos intervalos com 90%, 95%, 99% e 99,9% de confiança.

Como define TASCHE (2002), o VaR de X no nível α é o valor absoluto da pior perda a não ser excedida com uma probabilidade de pelo menos α , ou melhor, é a possível perda máxima durante um determinado período de tempo dentro de um nível de confiança fixo.

Matematicamente, o VaR no nível de confiança de $100(1 - \alpha)\%$ é definido como o percentil 100α superior da distribuição de perdas, como melhor define YAMAI (2005).

O ESF é a expectativa condicional de perda dado que a perda está além do nível de VaR ; ou seja, o déficit esperado é definido da seguinte forma:

$$ES_{\alpha}(X) = E[X|X \geq VaR_{\alpha}(X)] \quad (4.1)$$

ESF indica a perda média quando a perda excede o nível de VaR.

O ESF, em várias variantes, foi proposto como remédio para as deficiências do VaR, que em geral não é uma medida de risco coerente, conforme avalia ACERBI (2002).

5 Resultados

Foram realizadas 10.000 simulações para cada uma das combinações de distribuição de perda agregada, isto é, cada distribuição agregada contém 10.000 valores agregados de perdas distintos simulados.

As técnicas de simulação são fundamentais, pois ao invés de buscar a distribuição de probabilidade teórica usando técnicas usuais de transformações de variáveis aleatórias, usamos as técnicas de simulação para obter realizações de tais variáveis aleatórias e obtemos a sua distribuição empírica que pode ser observada adiante.

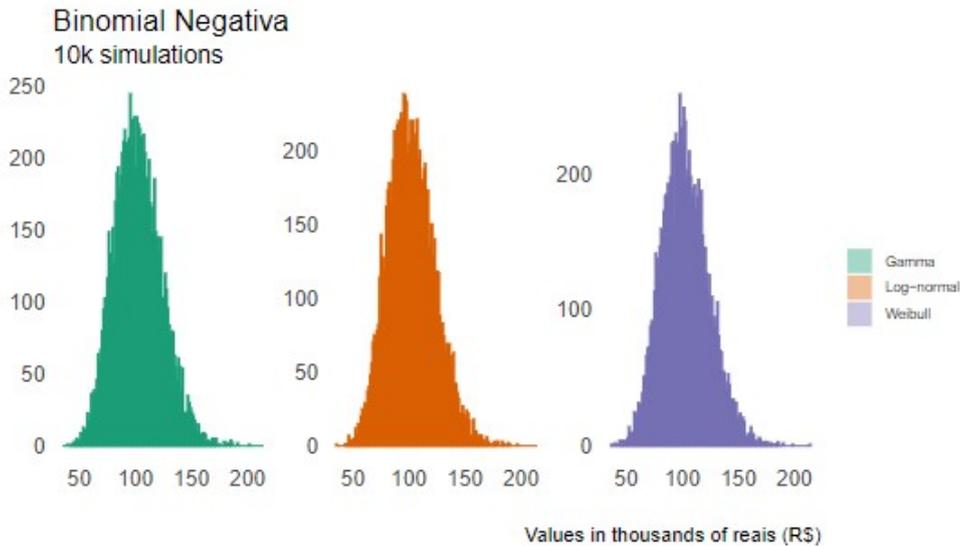
A distribuição Poisson é bastante utilizada na estimação de frequência de risco operacional devido a sua simplicidade e ao fato de se ajustar bem à maioria dos bandos de dados, conforme destaca TEIXEIRA (2005); e a distribuição Binomial Negativa, provavelmente a mais usada em risco operacional depois de Poisson, se mostra como boa opção por possuir dois parâmetros tem mais flexibilidade de formato do que a de Poisson.

Para a severidade, assim como para as distribuições de frequência, onde já existe um grupo de distribuições paramétricas que tendem a melhor representar o processo estocástico da ocorrência de perdas, buscou-se utilizar as melhores opções: Weibull, Lognormal e Gama.

Foram geradas observações aleatórias que representam a frequência de eventos de perda, de acordo com o parâmetro estimado para a distribuição de Binomial Negativa, e então, simulados possíveis montantes de perdas relativas ao período a que se referem, usando-se os parâmetros estimados para as distribuições de severidade eleitas para representar a variável aleatória "severidade".

A figura 5.1 demonstra os gráficos da distribuição de perda agregada obtida pela combinação da distribuição Binomial Negativa (frequência) e as distribuições de severidade Gama, Log-normal e Weibull (severidade).

Figura 5.1 – Combinações Binomial Negativa



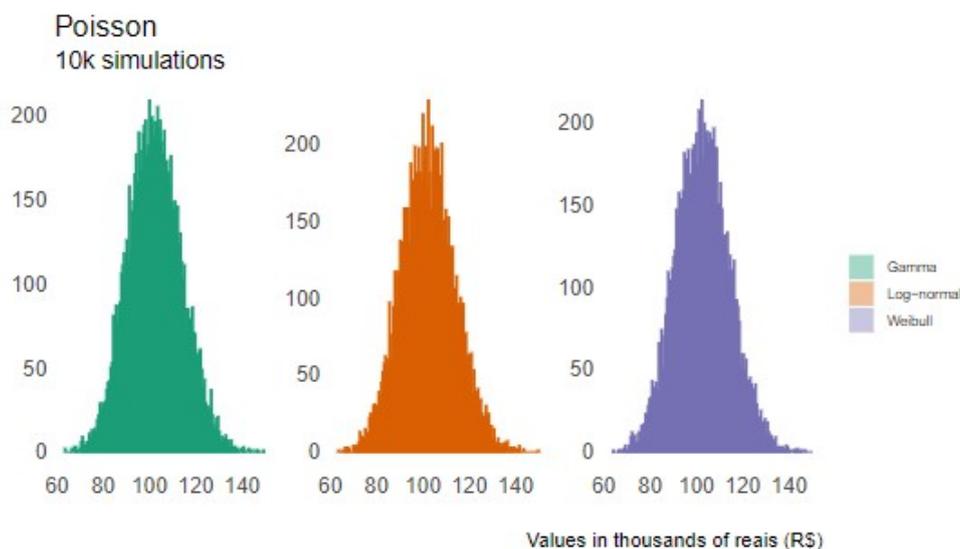
Fonte: Elaborado pelo Autor - 2022

O resultado demonstra a caracterização da distribuição das perdas operacionais anuais do banco, dentro dos limites de valores calculados, indicando uma maior concentração de perdas num intervalo médio dos valores da base.

A simetria acentuada demonstra que as observações estão igualmente distribuídas em torno dos valores mais frequentes.

As distribuições de perda agregada obtidas pela combinação da Distribuição Poisson (frequência) e as mesmas distribuições de severidade citadas nos resultados acima estão representadas no gráfico a seguir:

Figura 5.2 – Combinações Poisson



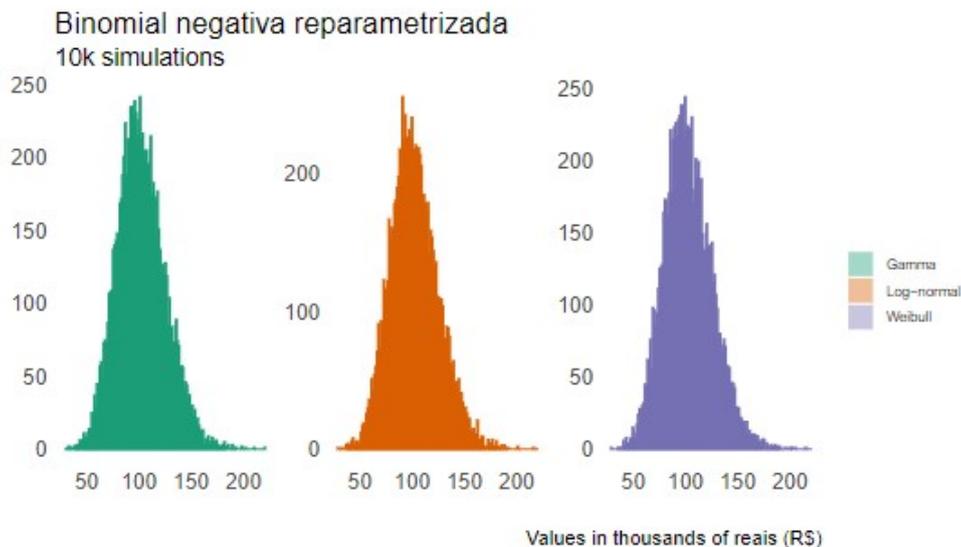
Fonte: Elaborado pelo Autor - 2022

Percebe-se comportamento parecido dado pela simetria da distribuição de perda agregada, se assemelhando a uma distribuição normal.

O mesmo comportamento se observa em outra simulação decorrente da combinação da distribuição Binomial Negativa Reparametrizada (frequência) com as mesmas distribuições de severidade até então utilizadas.

A figura 5.3 demonstra o resultado da convolução da frequência e severidade:

Figura 5.3 – Combinações Binomial Negativa Reparametrizada



Fonte: Elaborado pelo Autor - 2022

Apoiados na Teorima do Limite Central observa-se que a distribuição estimada tenderá a convergir assintoticamente para uma distribuição normal à medida que o número de simulações aumentou, o que se confirma pelos resultados amostrais representados nos gráficos.

5.1 Alocação de Capital

Nesta seção demonstramos os resultados da estimação do *VaR* e ESF de risco operacional com base nas 10.000 simulações geradas plotadas na seção anterior.

Foram gerados resultados para *VaR* e ESF, pois conforme alerta YAMAI (2005), muitos autores afirmam que existem vários problemas conceituais com o *VaR*, dentre os quais alertam que o *VaR* desconsidera qualquer perda além do nível do *VaR*, identificado como risco de cauda.

A figura 5.4 resume os resultados obtidos referentes ao montante de perdas operacionais nos intervalos 90%, 95%, 99% e 99,9%.

Os valores da amostra estão descritos em milhares de Reais (R\$).

Figura 5.4 – Distribuição - Resultados VaR e ESF

| distribution | Quantile | VaR_x | ESF_x |
|--------------|----------|---------|---------|
| gamma | 90% | 1176837 | 1232579 |
| gamma | 95% | 1219066 | 1268378 |
| gamma | 99% | 1297117 | 1340362 |
| gamma | 99.9% | 1395219 | 1435344 |
| weib | 90% | 1176964 | 1235998 |
| weib | 95% | 1223738 | 1274488 |
| weib | 99% | 1306574 | 1346096 |
| weib | 99.9% | 1394605 | 1435364 |
| Inorm | 90% | 1174417 | 1232591 |
| Inorm | 95% | 1219903 | 1270922 |
| Inorm | 99% | 1298013 | 1345214 |
| Inorm | 99.9% | 1395306 | 1426606 |

Fonte: Elaborado pelo Autor - 2022

Analisando os resultados obtidos do VaR e ESF das distribuições agregadas, lembrando que o ESF indica a perda média quando a perda excede o nível de VaR, a partir das combinações de frequência e severidade expostas, verificamos:

i. Distribuição Gama

- . a partir dos valores alocados para o período de um ano em relação ao VaR e ESF para o quantil 90% apresentados na tabela, indicam que haveria uma probabilidade de 10% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 55,7milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 95%, a partir dos valores apresentados, haveria a possibilidade de 5% de o valor médio da perda anual ser R\$ 49,3milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 99% haveria a possibilidade de 1% de o valor médio da perda anual ser R\$ 43,2milhões acima do capital alocado;
- . para o quantil 99,9% haveria a possibilidade de 0,1% de o valor médio da perda ser R\$ 40,1milhões acima do capital alocado.

ii. Distribuição Weibull

- . para o quantil 90%, indicam que haveria uma probabilidade de 10% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 59 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 95% haveria uma probabilidade de 5% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 50,7 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 99% haveria uma probabilidade de 1% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 39,5 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 99,9% haveria uma probabilidade de 0,1% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 40,7 milhões acima do capital efetivamente alocado.

iii. Distribuição Lognormal

- . para o quantil 90% haveria uma probabilidade de 10% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 58,1 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 95% apresentados na tabela, indicam que haveria uma probabilidade de 5% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 51 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 99% apresentados na tabela, indicam que haveria uma probabilidade de 1% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 47,2 milhões acima do capital efetivamente alocado;
- . para o quantil 99,9% apresentados na tabela, indicam que haveria uma probabilidade de 0,1% de o valor médio da perda anual do banco ser de R\$ 31,3 milhões acima do capital efetivamente alocado;

Observa-se que para a distribuição de Weibull, em termos de valores médios, haveria a menor probabilidade de perda entre os valores apurados para o VaR e ESF, enquanto os maiores valores médios de perda foram observados utilizando a distribuição Gama.

6 Conclusão

A partir das deliberações do Comitê de Supervisão Bancária de Basileia medidas protetivas de capital foram emitidas com o objetivo de fortalecimento do sistema financeiro internacional.

O Bacen incorpora tais orientações e incentiva o desenvolvimento de modelos internos de apuração e requerimento de capital.

Atualmente, o risco operacional ocupa lugar de destaque no gerenciamento de riscos das instituições bancárias, uma vez que as interações sociais, com protagonismo de transações virtuais, exigem medidas preventivas de proteção do capital frente a eventuais fraudes e riscos.

A partir desses obstáculos, o presente trabalho pretende contribuir para a adequação de instituições financeiros a esse novo cenário, descrevendo metodologias de alocação de capital, com ênfase ao estudo da LDA e sua aplicação na inter-relação de eventos de risco operacional com o risco de crédito.

O método de distribuição de perdas é considerado o modelo padrão para mensuração de capital de risco operacional, cujas conclusões sobre seu estudo no presente trabalho indicam que os ajustes de distribuições de probabilidade aos dados históricos de frequência e severidade dos eventos de perda podem representar bem um perfil de risco das empresas.

Ao simularmos o modelo LDA com dados de perdas operacionais de uma grande instituição financeira nacional foi possível detalhar o funcionamento do modelo, bem como avaliar os impactos que a seleção das distribuições de frequência e de severidade pode causar na alocação de capital para fazer frente ao risco.

Os resultados das diferentes combinações realizadas possibilitaram comparar os resultados e mostrar que as combinações apresentaram valores distintos de VaR e ESF para suas distribuições de perda agregada, então, a seleção das distribuições para as distribuições de frequência e severidade de perda impactou significativamente o volume capital regulamentar exigido para cobrir os riscos operacionais das instituições.

Por isso, métodos avançados precisam ser desenvolvidos em instituições financeiras que querem não somente se beneficiar de um menor capital regulatório, mas também ter um melhor entendimento do lado de custos e operacional do banco. As instituições que investirem nesses métodos quantitativos terão certamente uma vantagem competitiva em

relação à concorrência.

Como limitação deste trabalho, observou-se a falta de uma base de dados mais atualizada para realizar a simulação do modelo LDA, uma vez que a instituição objeto do presente estudo ainda caminha para sua constituição nos moldes do que dispões as regulamentações do setor.

Referências

- ACERBI, C.; TASCHE, D. On the coherence of expected shortfall. *Journal of Banking Finance*, v. 26, n. 7, p. 1487–1503, 2002. ISSN 0378-4266. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426602002832>>. 38
- ALEXANDER, C. *Operational risk: regulation, analysis and management*. [S.l.]: Pearson Education, 2003. 18
- BIS - BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. *Observed Range of Practice in Key Elements of Advanced Measurement Approaches (AMA)*. Basel, 2006. Disponível em: <<https://www.bis.org/publ/bcbs131.pdf>>. 23
- BRASIL. Resolução do conselho monetário nacional nº 4.557. *Diário Oficial da União*, p. 41–46, 2017. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50344/Res_4557_v1_O.pdf>. 12
- BRASIL. Circular nº 3.979, de 30 de janeiro de 2020. *Diário Oficial da União*, p. 90–91, 2020. Disponível em: <https://normativos.bcb.gov.br/Lists/Normativos/Attachments/50913/Circ_3979_v1_O.pdf>. 12
- BRASIL. Instrução normativa bcb nº 33 de 29/10/2020. *Diário Oficial da União*, p. 44–45, 2020. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Instru%C3%A7%C3%A3o%20Normativa%20BCB&numero=33>>. 13
- CHAVES, A. C. L. Mensuração do risco operacional nas instituições financeiras através do Ida. 2014. 28
- CHEN, R. et al. A study on operational risk and credit portfolio risk estimation using data analytics. *Decision Sciences*, Wiley Online Library, v. 53, n. 1, p. 84–123, 2022. 21
- CHERNOBAI, A.; JORION, P.; YU, F. The determinants of operational risk in us financial institutions. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Cambridge University Press, v. 46, n. 6, p. 1683–1725, 2011. 21
- CRUZ, M. G.; PETERS, G. W.; SHEVCHENKO, P. V. *Fundamental aspects of operational risk and insurance analytics: A handbook of operational risk*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2015. 29
- DUTTA, K.; PERRY, J. A tale of tails: An empirical analysis of loss distribution models for estimating operational risk capital. FRB of Boston Working Paper, 2006. 32
- FONTNOUELLE, P. D. et al. Capital and risk: new evidence on implications of large operational losses. *Journal of Money, Credit and Banking*, JSTOR, p. 1819–1846, 2006. 29
- FRACHOT, A.; MOUDOULAUD, O.; RONCALLI, T. Loss distribution approach in practice. Risk Books, 2004. 30
- GALLOPPO, G.; ROGORA, A. What has worked in operational risk? *Global Journal of Business Research*, v. 5, n. 3, p. 1–17, 2011. 27
- GUIMARÃES, T. A.; STERN, J. M. Implementação do método de distribuição de perdas para risco operacional. 2003. 16, 35, 36

- INTERNATIONAL MONETARY FUND. MONETARY AND CAPITAL MARKETS DEPARTMENT. *BRAZIL FINANCIAL SYSTEM STABILITY ASSESSMENT - IMF Country Report N.º 18/339*. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://www.imf.org/en/Publications/CR/Issues/2018/11/30/Brazil-Financial-System-Stability-Assessment-46411>>. 14
- JOHNSON, N. L.; KOTZ, S. *Discrete distributions: Distributions in statistics*. Houghton Mifflin, 1969. 31
- JONGH, E. D. et al. A review of operational risk in banks and its role in the financial crisis. *South African Journal of Economic and Management Sciences*, AOSIS, v. 16, n. 4, p. 364–382, 2013. 20
- KAISER, T.; KÖHNE, M. *An Introduction to Operational Risk*. [S.l.]: Risk Books, 2006. 18
- KLUGMAN, S. A.; PANJER, H. H.; WILLMOT, G. E. *Loss models: from data to decisions*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012. v. 715. 32
- KO, C.; LEE, P.; ANANDARAJAN, A. The impact of operational risk incidents and moderating influence of corporate governance on credit risk and firm performance. *International Journal of Accounting & Information Management*, Emerald Publishing Limited, 2019. 21
- KOKER, R. D. Operational risk modelling: Where do we go from here? *The advanced measurement approach to operational risk*, p. 37–58, 2006. 18
- MOOSA, I.; SILVAPULLE, P. An empirical analysis of the operational losses of australian banks. *Accounting & Finance*, Wiley Online Library, v. 52, n. 1, p. 165–185, 2012. 17
- MOOSA, I. A. Operational risk: a survey. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, Wiley Online Library, v. 16, n. 4, p. 167–200, 2007. 17
- MOSCADELLI, M. The modelling of operational risk: experience with the analysis of the data collected by the basel committee. *Available at SSRN 557214*, 2004. 30
- OPERATIONAL RISKDATA EXCHANGE ASSOCIATION (ORX). *Defining the boundary An industry-wide appraisal of the operational risk-insurance risk boundary*. Geneva, 2016. Disponível em: <<https://managingrisktogether.orx.org/>>. 25
- PECCIA, A. Using operational risk models to manage operational risk. *Operational risk: Regulation, analysis and management*, London: Pearson Education Limited, p. 363–384, 2003. 17
- RAO, V.; DEV, A. Operational risk: Some issues in basel ii ama implementation in us financial institutions. *The advanced measurement approach to operational risk*, Risk Books, p. 272–294, 2006. 18
- SANTOS, K. F. et al. O acordo de basileia ii e suas implicações para o gerenciamento do risco de crédito no brasil. *XXIX Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, 2009. Disponível em: <https://abepro.org.br/biblioteca/enegep2009_tn_sto_097_655_14507.pdf>. 19
- SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model the annals of statistics 6 (2), 461–464. URL: <http://dx.doi.org/10.1214/aos/1176344136>, 1978. 31
- SHAH, S. Measuring operational risks using fuzzy logic modeling. *Towers Perrin-Tillinghast*, 2003. 17

SHEVCHENKO, P. V. Implementing loss distribution approach for operational risk. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, Wiley Online Library, v. 26, n. 3, p. 277–307, 2010. 30

SUPERINTENDÊNCIA DE SEGUROS PRIVADOS - SUSEP. *Padrões para o Reporte de Perdas Operacionais no BDPO - Orientações da Susep ao Mercado*. São Paulo, 2014. Disponível em: <http://www.susep.gov.br/setores-susep/cgsoa/coris/requerimentos-de-capital/copy_of_arquivos/Padroes%20para%20o%20Reporte%20de%20Perdas%20Operacionais%20V3.0.pdf>. 24

TASCHE, D. Expected shortfall and beyond. *Journal of Banking & Finance*, Elsevier, v. 26, n. 7, p. 1519–1533, 2002. 37

TEIXEIRA, M. A. d. S. *Risco operacional-modelos de alocação de capital aplicados aos bancos no Brasil*. Tese (Doutorado), 2005. 39

WEIBULL, W. A statistical distribution function of wide applicability. *Journal of applied mechanics*, 1951. 32

YAMAI, Y.; YOSHIBA, T. Value-at-risk versus expected shortfall: A practical perspective. *Journal of Banking Finance*, v. 29, n. 4, p. 997–1015, 2005. ISSN 0378-4266. Risk Measurement. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426604001499>>. 37, 41